

# 复杂背景红外湍流退化图像复原算法研究

洪汉玉,林志敏,章秀华

(武汉工程大学图像处理与智能控制研究所,湖北 武汉 430074)

**摘要:**针对大气湍流复杂背景红外退化图像的复原问题,构造了各向异性权重差分项,在此基础上将基于二阶差分的2范数极小作为空间相关性约束应用在复杂背景湍流退化图像相邻两帧点扩展函数的优化求解过程中,提出了针对复杂背景的湍流退化图像复原算法。在微机上进行了一系列复原和方法对比实验,实验结果表明本文方法有效,效果较好。

**关键词:**红外湍流退化图像;复杂背景;图像恢复;2范数

中图分类号:TP751 文献标识码:A

## Restoration Algorithm for Infrared Turbulence-degraded Images with Complex Background

HONG Han-yu, LIN Zhi-min, ZHANG Xiu-hua

(Institute for Image Processing and Intelligent Control, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** For the problem of the restoration of the infrared turbulence-degraded image with complex background, the items of some anisotropic weighted differences are constructed mainly in this paper. The minimization of 2-norm of the second-order differences to be functioned as a spatial correction constraint is incorporated in the estimation process of solving for the values of the point spread functions. A restoration algorithm for two neighboring frames of turbulence-degraded images with complex background is proposed. Series of experiment and comparing results show that the proposed algorithm is effective for the restoration of infrared turbulence-degraded image with complex background.

**Key words:** infrared turbulence-degraded images; complex background; image restoration; 2-norm

### 1 引言

大气湍流扰动严重影响高速飞行器光学成像系统的目标成像质量。由于大气紊流对红外目标成像影响的复杂性,导致其光学点扩展函数难以测定,其形式很难用数学解析式来统一表述<sup>[1]</sup>,目前还未能建立点扩展函数与来流参数的关系数学模型。从湍流退化图像中有效地恢复出原目标图像,已经引起各国航天航空部门的特别重视<sup>[2]</sup>。单帧盲目去卷积方法过多依赖先验知识,缺乏稳定性<sup>[3]</sup>。两帧及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<sup>[4]</sup>。针对单帧复原方法的缺点,国内外学者如 Frieden 等<sup>[5]</sup>提出了湍流退化图像的两帧复原方法及各种改进算法如非负最小二乘法、神经网络方法等,但这些方法采用了非负和基于一阶差分极小约束,作为空间相关性约束条件<sup>[1]</sup>,主要适合

**基金项目:**国家自然科学基金项目(No. 60572040);中国博士后科学基金项目(No. 2005038538)资助。

**作者简介:**洪汉玉(1964-),男,教授,博士后,主要研究方向为红外成像,航天图像处理,目标识别与精确制导。E-mail: Honghanyu@public.wh.hb.cn

收稿日期:2008-07-04;修订日期:2008-08-02

于零背景和单一背景如空中目标图像的复原,对复杂背景图像的复原效果很差,且这些方法需要事先已知点扩展函数支持域的大小。针对这些问题,本文主要探讨复杂背景图像的恢复问题。

### 2 复杂背景图像退化模型及求解原理

一般情况下,在短曝光时间内可假定湍流对目标的光学成像影响具有时移不变性<sup>[3]</sup>,设 $f(x,y)$ 为原图像, $h(x,y)$ 为流场对目标成像影响的点扩展函数,目标在焦平面的成像模型 $g(x,y)$ 用卷积的形式可表示为:

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

为论述方便,现考虑一维卷积形式,将 $f(x)$ 在观测窗口范围内离散采样得到长为 $N$ 的序列 $\{f(0), f(1), \dots, f(N-1)\}$ ,如图1(a)所示,将 $h(x)$ 离散采样得到长为 $M$ 的序列 $\{h(0), h(1), \dots, h(M-1)\}$ ,如图1(b)所示。由卷积理论可知,假设 $f(x)$ 和 $h(x)$ 具有周期 $L$ ,则卷积结果具有相同周期。且当 $L \geq N + M - 1$ 时,卷积的周期才不会重迭,否则卷积结果产生重迭误差。当 $f(x)$ 支持域有限且边界处为零时,这时卷积结果不存在能量丢失,边界处灰度值由小到大逐渐过渡,这仅适合零背景情形。对复杂背景而言,边界外灰度值非零且未知,因此,边界处用卷积模型表达是不够充分的。在实际情况下,观测窗口是确定的,模糊前后是一致的。需要建立退化图像和原图像在大小相等的情况下的卷积模型。我们将点扩展函数的原点移到点扩展函数的中心,然后使其与 $f(x)$ 的原点重合,移动模板进行卷积运算,直至右边界处,周期为 $N$ 。由于边界以外信息未知,但此时有如下假定 $f(x) = f(x + N)$ ,显然,边界处点只近似地符合卷积关系,可看成是噪声干扰,但在观测范围内大部分点是满足卷积关系的。在复杂背景条件下,因边界处有信息丢失,精

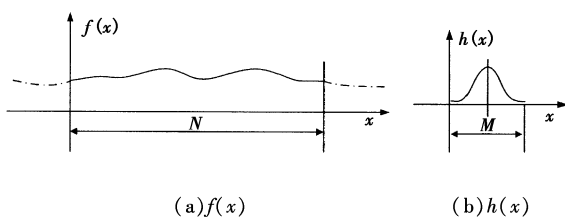


图1 非零边界及卷积模型

确复原是不太现实的,但可通过优化方法尽可能恢复出最好结果。

经移位后,退化图像 $g_n(x,y)$ 可表示为:

$$g_n(x,y) = h_n(x - M/2, y - M/2) \times f(x,y) + n(x,y) \quad (2)$$

暂不考虑噪声项 $n(x,y)$ ,以 $N \times N$ 为周期,对退化图像 $g_n(x,y)$ 进行傅里叶变换,有:

$$G_n(u,v) = H_n(u,v) F(u,v) \exp[-j\pi(uM + vM)/N] \quad (3)$$

将两个退化图像的频谱相除得:

$$\frac{G_1(u,v)}{G_2(u,v)} = \frac{H_1(u,v) O(u,v) \exp[-j\pi(uM + vM)/N]}{H_2(u,v) O(u,v) \exp[-j\pi(uM + vM)/N]} = \frac{H_1(u,v)}{H_2(u,v)} \quad (4)$$

以 $N \times N$ 为周期,对点扩展函数 $h_n(x,y)$ 进行傅里叶变换,式(4)经整理得:

$$\sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{M-1} [h_1(x,y) - h_2(x,y) G_1(u,v)/G_2(u,v)] \cdot \exp[-j2\pi(ux + vy)/N] = 0 \quad (5)$$

将式(5)展开,经移项和基准点置1处理后<sup>[1]</sup>,用矩阵向量形式可表示为:

$$Ax = b \quad (6)$$

显然,在有噪条件下,式(6)不成立。利用先验知识,将点扩展函数支持域的二阶差分的2范数极小和非负性约束惩罚项加入到关于方程组(6)的最小二乘准则函数中,有如下形式的代价函数:

$$J(x) = \|Ax - b\|^2 + \varphi_1 \|Ax\|^2 + \varphi_2 \sum_i [\nabla^2 x_i]^2 \quad (7)$$

式中, $\varphi_1$ 为对非负惩罚系数; $A$ 是一个对角矩阵,其对角元 $\lambda_i$ 取值为1和0,由计算向量 $\hat{x}$ 的对应元素 $x_i$ 的正负性确定。式中第3项为二阶差分的2范数项,其中 $\nabla^2 x_i$ 为二阶差分, $\varphi_2$ 为常系数,控制梯度平滑项的作用。

### 3 基于各向异性权重差分的2范数的代价函数

一阶差分一般定义为相邻两点的函数差值,且各方向的权重均为1,即各向同性,在此基础上,我们构造几个具有各向异性权重的差分项。

点  $x_{m,n}$  在  $x$  轴方向的一阶权重差分定义为:

$$\dot{\nabla}_x x_{m,n} = \alpha(|\nabla x|)(x_{m,n} - x_{m,n-1}) \quad (8)$$

其中,权系数  $\alpha(|\nabla x|)$  是两相邻点梯度幅值  $|x_{m,n} - x_{m,n-1}|$  的函数。

点  $x_{m,n}$  在  $y$  轴方向的一阶权重差分定义为:

$$\dot{\nabla}_y x_{m,n} = \alpha(|\nabla x|)(x_{m,n} - x_{m-1,n}) \quad (9)$$

点  $x_{m,n}$  在  $x$  轴方向的二阶差分为:

$$\ddot{\nabla}_x^2 x_{(m,n)} = \dot{\nabla}_x x_{m,n+1} - \dot{\nabla}_x x_{m,n} \quad (10)$$

将一阶差分公式代入式(10),有:

$$\ddot{\nabla}_x^2 x_{(m,n)} = \alpha_2(x_{m,n+1} - x_{m,n}) - \alpha_1(x_{m,n} - x_{m,n-1}) \quad (11)$$

其中,点  $x_{m,n}$  的四邻域不同权系数  $\alpha(\cdot)$  分别用数字下标表示。式(11)整理后,得:

$$\ddot{\nabla}_x^2 x_{(m,n)} = \alpha_1(x_{m,n-1} - x_{m,n}) + \alpha_2(x_{m,n+1} - x_{m,n}) \quad (12)$$

同理,点  $x_{m,n}$  在  $y$  轴方向的二阶差分有:

$$\ddot{\nabla}_y^2 x_{(m,n)} = \alpha_3(x_{m-1,n} - x_{m,n}) + \alpha_4(x_{m+1,n} - x_{m,n}) \quad (13)$$

令点  $x_{m,n}$  的二阶差分为  $x$  方向和  $y$  方向的二阶差分之和,则有:

$$\ddot{\nabla}^2 x_{(m,n)} = \alpha_1(x_{m,n-1} - x_{m,n}) + \alpha_2(x_{m,n+1} - x_{m,n}) + \alpha_3(x_{m-1,n} - x_{m,n}) + \alpha_4(x_{m+1,n} - x_{m,n}) \quad (14)$$

图像整支持域的二阶差分的 2 范数代价函数可表示为:

$$J_3 = \sum_i [\ddot{\nabla}^2 x_i]^2 = \sum_m \sum_n [\ddot{\nabla}^2 x_{m,n}]^2 \quad (15)$$

将式(14)代入式(15)有:

$$J_3 = \sum_m \sum_n [\alpha_1(x_{m,n-1} - x_{m,n}) + \alpha_2(x_{m,n+1} - x_{m,n}) + \alpha_3(x_{m-1,n} - x_{m,n}) + \alpha_4(x_{m+1,n} - x_{m,n})]^2 \quad (16)$$

显然,点  $x_i$  的二阶差分可表达为:

$$\ddot{\nabla}^2 x_i = \sum_k \alpha(|\nabla x(i,k)|)(x_k - x_i) \quad (17)$$

其中,  $x_k$  取当前点  $x_i$  的上下左右 4 个点,  $x_k \in \{x_{m,n-1}, x_{m,n+1}, x_{m-1,n}, x_{m+1,n}\}$ , 将式(17)代入式(15),有:

$$J_3 = \sum_i [\sum_k \alpha(|\nabla x(i,k)|)(x_k - x_i)]^2 \quad (18)$$

4 点扩展函数的非线性定点迭代求解与目标图像复原

将二阶差分项的 2 范数加入到目标函数式(10)中,得:

$$J(\mathbf{x}) = \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 + \varphi_1 \|\mathbf{A}\mathbf{x}\|^2 + \varphi_2 \sum_i [\sum_k \alpha(|\nabla x(i,k)|)(x_k - x_i)]^2 \quad (19)$$

由于  $\alpha(|\nabla x(i,k)|)$  的存在,式(19)的极小化求导后为非线性方程,极小点难以直接求解。本文采用 Vogel 等人<sup>[6]</sup>提出的定点迭代策略来解决这个问题。在固定  $\alpha(|\nabla x(i,k)|)$  的基础之上,对当前所求解的变量  $\mathbf{x}$ ,将其非线性方程转换为一个线性方程进行求解。线性化的思路很简单,对于  $\alpha(|\nabla x(i,k)|)$ ,用上一次迭代的结果将其在当前迭代过程中作为定值固定下来,于是,对当前迭代而言,该部分都是确定的。于是极小点的求解方程完全变成了一个的线性方程,而在每次迭代中,  $\alpha(|\nabla x(i,k)|)$  值被更新一次。显然,当  $\mathbf{x}^{(n)}$  不断向理想极小点  $\hat{\mathbf{x}}$  靠近时,  $\alpha(|\nabla x^{(n-1)}(i,k)|)$  与  $\alpha(|\nabla x^{(n)}(i,k)|)$  接近。采用定点迭代策略极小化方法,即有:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}^{(n)} &= \arg \min_{\mathbf{x}} (J(\mathbf{x})) \\ &= \arg \min_{\mathbf{x}} (\|\mathbf{A}\mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{b}\|^2 + \varphi_1 \|\mathbf{A}^{(n-1)}\mathbf{x}^{(n)}\|^2 + \varphi_2 \sum_i [\sum_k \alpha(|\nabla x^{(n-1)}(i,k)|)(x_k^{(n)} - x_i^{(n)})]^2) \end{aligned}$$

对向量  $\mathbf{x}^{(n)}$  求导,令其导数为零,即:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}^{(n)} &= \arg \min_{\mathbf{x}} (J(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{A}^{(n-1)}, \alpha(|\nabla \mathbf{x}^{(n-1)}|))) \Rightarrow \\ \left. \frac{\partial J(\mathbf{x}^{(n)})}{\partial \mathbf{x}^{(n)}} \right|_{\mathbf{x}^{(n)} = \hat{\mathbf{x}}^{(n)}} &= 0 \quad (20) \end{aligned}$$

$\alpha(|\nabla x(i,k)|)$  的值采用上一次迭代结果进行计算,对总代价函数求导后,方程(20)变成了一个的线性矩阵方程组:

$$\mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{x}^{(n)} - \mathbf{b}) + 2\varphi_1 \mathbf{A}^{(n-1)}\mathbf{x}^{(n)} + \varphi_2 \mathbf{D}^{(n-1)}\mathbf{x}^{(n)} = 0 \quad (21)$$

其中,  $\mathbf{D}$  为  $J_3$  对  $\mathbf{x}^{(n)}$  求导后的梯度算子矩阵;  $\mathbf{T}$  为矩阵转置符。由此可进行基于线性方程组的迭代求解,即有:

$$\hat{\mathbf{x}}^{(n)} = \frac{\mathbf{A}^T \mathbf{b}}{\mathbf{A}^T \mathbf{A} + 2\varphi_1 \mathbf{A}^{(n-1)} + \varphi_2 \mathbf{D}^{(n-1)}} \quad (22)$$

定点迭代算法主要有如下步骤:

$$(1) \hat{\mathbf{x}}^{(0)} = 0, n = 1;$$

$$(2) \hat{\mathbf{x}}^{(n)} = \frac{\mathbf{A}^T \mathbf{b}}{\mathbf{A}^T \mathbf{A} + 2\varphi_1 \mathbf{A}^{(n-1)} + \varphi_2 \mathbf{D}^{(n-1)}};$$

(3) 判断  $|\hat{\mathbf{x}}^{(n)} - \hat{\mathbf{x}}^{(n-1)}|/|\hat{\mathbf{x}}^{(n)}| \leq \varepsilon$ , 是则停止迭代,否则  $n+1 \Rightarrow n$ , 转向第(2)步。

求出点扩展函数后采用如下滤波可复原出复杂背景的目标图像频谱:

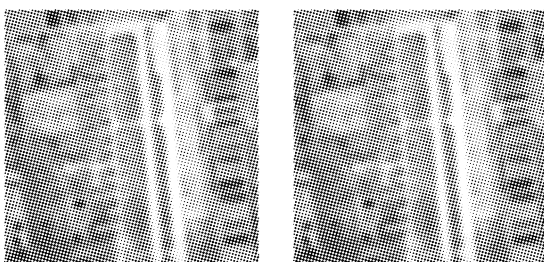
$$\hat{F}_n(u, v) = \frac{\hat{H}_n^*(u, v) G_n(u, v) \exp[j\pi(uM + vM)/N]}{|\hat{H}_n(u, v)|^2 + \lambda |P(u, v)|^2}$$

$$u, v = 0, 1, \dots, N-1 \quad (n = 1, 2)$$

对  $F(u, v)$  进行反傅里叶变换即可得出复原后的目标图像。

## 5 实验结果

采用本文提出的算法,对复杂背景红外湍流退化图像进行了一系列的复原实验和对比实验。图2为两帧具有复杂背景且有不同湍流效应的模糊图像,大小为  $256 \times 256$ 。采用 IBD 算法<sup>[3]</sup>从图2(a)中恢复出的图像如图3所示,耗时 20.6396s。由图3可知 IBD 算法对复杂背景图像效果较差,振铃现象严重。采用 TV<sup>[7]</sup>算法从图2(a)中恢复出的图像如图4所示,轮廓恢复出来了,目标与背景能区分开,但效果不太好。采用本文算法从两帧退化图像2(a)和2(b)中恢复出的图像分别为图5(a)和5(b),耗时 2.6320s,图像细节基本上恢复出来了,图像比较清晰。以上对比实验结果表明,本文方法能有效地恢复具有复杂背景的湍流图像,且耗时较少,具有先进性。



(a) 湍流退化图像 1 (b) 湍流退化图像 2

图2 复杂背景湍流退化图像

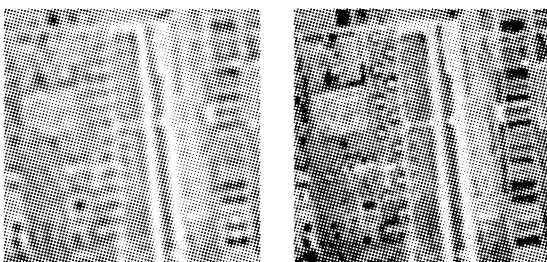
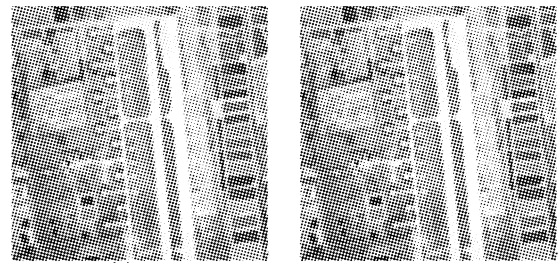


图3 IBD 的复原图像

图4 TV 的复原图像



(a) 复原图像 1

(b) 复原图像 2

图5 本文方法的复原结果

## 6 结论

本文将基于二阶差分的 2 范数项极小作为空间相关性约束应用在复杂背景湍流退化图像相邻两帧点扩展函数的优化求解过程中,提出了复杂背景条件下湍流退化图像的复原算法。实验结果表明,本文方法有效,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,复杂背景红外湍流退化图像的复原实验验证了本文算法的有效性。

## 参考文献:

- [1] 张天序,洪汉玉. 基于估计点扩展函数值的湍流退化图像复原[J]. 自动化学报,2003,29(4):573-581.
- [2] Nagy J G, Plemmons R J, Torgersen T C. Iterative image restoration using approximate inverse preconditioning[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1996, 5(7): 1151-1162.
- [3] Jefferies S M, Christou J C. Restoration of astronomical images by iterative blind deconvolution[J]. The Astrophysical Journal, 1993, 415: 862-874.
- [4] Schulz T J. Multiframed blind deconvolution with real data: imagery of the Hubble Space Telescope[J]. Optics Express, 1997, 1(11): 355-362.
- [5] Frieden B R. An exact, linear solution to the problem of imaging through turbulence[J]. Optics. Comm., 1998, 150, 15-21.
- [6] Vogel C R, Oman M E. Iterative methods for variation denoising [J]. SIAM J. Sci. Comput., 1996, 17(1): 227-238.
- [7] Chan T F, Wong C K. Total variation blind deconvolution [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1998, 7(3): 370-375.