

基于小波分解的湍流退化图像的快速复原算法*

洪汉玉 张天序

(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)

摘要 提出了一种基于小波分解的湍流退化图像的复原新方法. 该方法以 2 帧同一目标的湍流退化图像作为输入, 采用小波变换技术对两帧湍流退化图像进行多尺度分解. 利用两个低频子频段图像的傅立叶频谱估计出两湍流点扩展函数在大尺度下的离散值, 在图像的低频子频段进行去模糊, 而在高频子频段则主要进行抑制噪声和保边缘特征. 实验结果表明该方法十分有效, 不但可以极大地减少计算复杂性, 加快恢复速度, 而且还可以很好地提高图像的恢复质量和抗噪能力.

关键词 湍流退化图像, 点扩展函数, 图像复原, 小波变换, 多尺度.

FAST RESTORATION ALGORITHM FOR TURBULENCE -DEGRADED IMAGES BASED ON WAVELET DECOMPOSITION*

HONG Han-Yu ZHANG Tian-Xu

(Institute for Pattern Recognition and AI, State Key Laboratory of Image Processing and Intelligent Control,
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract A new method based on wavelet decomposition is presented for the restoration of turbulence-degraded images. For this method, two turbulence-degraded images are used as the inputs, for which the multi-scale decompositions are made using wavelet transform. The discrete values of the two turbulence PSFs in large scales can be estimated by mean of the Fourier frequency spectrum of the images in low frequency subbands. Removing blur is performed in the low frequency subbands of the images while reducing noise and preserving edges are made in the high frequency subbands. The experimental results show that the proposed method is highly effective for it not only greatly reduces the computational complexity and speeds up the restoration but also enhances the quality of restoration and the ability of resisting-noise well.

Key words turbulence-degraded images, PSF, image restoration, wavelet transform, multi-scale.

引言

湍流退化图像的复原是在退化模型(也称点扩展函数)未知的情况下仅从退化图像中去估计原图像, 这是一个极其困难且富有挑战性的课题, 也是国内外不少学者多年来正致力解决的问题. 为了确定大气湍流对目标图像的干扰, 人们在重建畸变图像方面作了大量的研究工作. 首先提出了用向导星来探测点扩展函数值, 如波前传感器技术, 但这些技术包含有复杂的设备. 不用向导星作参考, 而是利用一些先验知识从湍流退化图像中估计目标的强度, 人

们提出了一些复原算法, 如盲目去卷积方法及最大似然估计等. 但这些图像恢复算法运算量大, 速度慢, 对噪声敏感. 近年来小波理论成为图像处理的一个重要工具. 由于小波变换具有多分辨和时频局部化特性, 基于小波变换的图像恢复算法具有良好的恢复性能, 易于实现空间自适应处理^[1,2]. 但是, 目前国际上采用小波技术恢复图像时, 都是在假定退化模型已知的情况下对退化图像进行恢复的^[1,2].

将小波技术引入到退化模型为非确定的随机的湍流退化图像的复原中, 是本文的主要贡献. 主要思路是通过小波的多尺度分解, 估计点扩展函数在大

* 国家自然科学基金重点(批准号 60135020)资助项目
稿件收到日期 2002 - 10 - 18, 修改稿收到日期 2003 - 06 - 05

* The project supported by The National Natural Science Found of China
(No. 60135020)

Received 2002 - 10 - 18, revised 2003 - 06 - 05

尺度低分辨率下的离散值,在图像的低频子频段主要强调去模糊,而在高频子频段则在抑制噪声和保高频细节之间进行权衡,然后重建目标原图像.从而提高运算速度,避免传统单级恢复算法速度慢、对噪声敏感等缺点.尽管我们的方法在恢复图像时会丢失一点细节,但能快速地恢复出我们所期望的图像信息.这对机载光学成像系统实时提高成像质量是至关重要的.最后通过计算机仿真实验证实所提算法的有效性.

1 小波分解的矩阵形式表达

将 $f(t)$ ($t=0,1,2,\dots,N-1$)用列矢量表示为 $f = [f(0), f(1), f(2), \dots, f(N-2), f(N-1)]^T$, (1)

将 $f(t)$ 分解分别投影到尺度空间 V_j 和波空间 W_j 中,则有

$$f(t) = \sum_k c_{j,k} 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k) + \sum_k d_{j,k} 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k), \quad (2)$$

式中 $c_{j,k}$ 和 $d_{j,k}$ 分别为 j 尺度空间上的剩余系数和小波系数.且 j 尺度空间的 $c_{j,k}$ 和 $d_{j,k}$ 可由 $j-1$ 尺度空间的 $c_{j-1,k}$ 和 $d_{j-1,k}$ 经滤波器系数 $h_0(n), h_1(n)$ 进行加权求和得到.由文献[3]可知,有

$$c_{j,k} = \sum_{m=0}^{M-1} h_0(m-2k) c_{j-1,m}, \quad (3)$$

$$d_{j,k} = \sum_{m=0}^{M-1} h_1(m-2k) c_{j-1,m}. \quad (4)$$

我们用矩阵形式来表示滤波器系数 $h_0(m-2k)$ 和 $h_1(m-2k)$,则有

$$W = \begin{bmatrix} h_0(0) & h_0(1) & h_0(2) & \dots & h_0(N-2) & h_0(N-1) \\ h_1(0) & h_1(1) & h_1(2) & \dots & h_1(N-2) & h_1(N-1) \\ h_0(N-2) & h_0(N-1) & h_0(0) & \dots & h_0(N-4) & h_0(N-3) \\ h_1(N-2) & h_1(N-1) & h_1(0) & \dots & h_1(N-4) & h_1(N-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h_0(2) & h_0(3) & h_0(4) & \dots & h_0(0) & h_0(1) \\ h_1(2) & h_1(3) & h_1(4) & \dots & h_1(0) & h_1(1) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

实际中的滤波器系数 $h_0(n)$ 及 $h_1(n)$ 的长度是有限长的,在矩阵 W 式中,为了便于表达,对滤波器 $h_0(\cdot)$ 及 $h_1(\cdot)$ 进行了零扩展,使其与输入序列 $f(t)$ ($t=0,1,\dots,N-1$)有相同的周期,且有 $h_i(n) = h_i(N+n)$ ($i=0,1$).

$h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 满足偶次移位正交性,由同一尺度间尺度函数的平移正交性,同一尺度间小波函数平移正交性,及同一尺度间的尺度函数和小波函数的正交条件推得

$$\langle h_0(n-2k), h_0(n-2l) \rangle = \delta(k-l), \quad (6)$$

$$\langle h_1(n-2k), h_1(n-2l) \rangle = \delta(k-l), \quad (7)$$

$$\langle h_0(n-2k), h_1(n-2l) \rangle = 0. \quad (8)$$

据此,可验证 W 为正交矩阵,即有

$$WW^T = W^T W = I_{N \times N}. \quad (9)$$

对 $f(t)$ 进行小波分解和二抽取,也就是将矩阵 W 与输入序列 $f(t)$ ($t=0,1,2,\dots,N-1$)相乘,得

$$\tilde{f}_1 = Wf, \quad (10)$$

其中

$$\tilde{f}_1 = [f_L(0), f_H(0), f_L(1), f_H(1), \dots, f_L(N/2-1), f_H(N/2-1)]^T, \quad (11)$$

上式中,下标 L 表示低频, H 表示高频.令

$$\begin{aligned} \tilde{f}_1 &= [f_L^T; f_H^T]^T \\ &= [f_L(0), f_L(1), \dots, f_L(N/2-1); f_H(0), \\ &\quad f_H(1), \dots, f_H(N/2-1)]^T. \end{aligned} \quad (12)$$

为了将低频和高频部分分开排列,显然可用一个 $N \times N$ 的矩阵 D 使如下关系成立

$$\tilde{f} = D\tilde{f}_1, \quad (13)$$

其中 D 中的元素由0和1组成^[1],且有

$$DD^T = D^T D = I. \quad (14)$$

将式(10)代入式(13)有

$$\tilde{f} = [f_L^T; f_H^T]^T = D\tilde{f}_1 = DWf. \quad (15)$$

2 一维退化模型的小波表示

一维退化模型可表示为: $g = Hf$,其中 H 是模糊矩阵,为 $N \times N$ 的循环矩阵, g 为模糊后的输出序列.对一维退化模型进行小波分解,有

$$\begin{aligned} g &= Hf \Rightarrow \tilde{g} = DWg = DWHf = DWH(DW)^T DWf \\ &= DWHW^T D^T DWf = \tilde{H}\tilde{f}, \end{aligned} \quad (16)$$

由上式可知

$$\tilde{g} = \tilde{H}\tilde{f}, \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} g_L \\ g_H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} \\ H_{21} & H_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_L \\ f_H \end{bmatrix}. \quad (18)$$

将式(18)展开后,有如下方程式

$$g_L = H_{11}f_L + H_{12}f_H, \quad (19)$$

$$g_H = H_{21}f_L + H_{22}f_H. \quad (20)$$

其中 $H_{11}, H_{12}, H_{21}, H_{22}$ 均为 $N^2/2 \times N^2/2$ 的分块循环矩阵.当退化算子 h 具有空间移位不变性时,其分解算子 $h_{11}, h_{12}, h_{21}, h_{22}$ 也具有空间移位不变性.将式(19)及(20)式用一维卷积的形式可表示为

$$g_L = h_{11} \otimes f_L + h_{12} \otimes f_H, \quad (21)$$

$$g_H = h_{21} \otimes f_L + h_{22} \otimes f_H, \quad (22)$$

其中 H_{11} 是 H 的最好逼近, 由于退化算子 h 是一有限冲激响应, 由此导出 H_{12}, H_{21}, H_{22} 均为稀疏矩阵, 其中的大部分元素值为零. 由于退化函数具有光滑性质, 对 H 进行小波分解后, H_{12}, H_{21}, H_{22} 都是由零和一些较小数值的元素组成. 低频段的退化算子与原算子相似, 而高频子频段的退化算子的值为零和接近于零. 另高频部分 f_H 为零或接近于零的值占大部分. 因此, 在 g_L 的表达式中, 第一项是对 g_L 的最好逼近, 第二项的绝大部分值接近于零. 第一项信息占绝大部分, 我们可以把第二项看作加性噪声, 暂忽略不计, 有

$$g_L \approx H_{11}f_L. \tag{23}$$

3 二维图像退化模型的小波表示

对 2-D 情况, 设 N 为偶数, 有

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) = \sum_{m=0}^{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n)h(x - m, y - n). \tag{24}$$

如用矩阵形式表示, 图像退化模型可表示为

$$g = Hf, \tag{25}$$

其中, g, f 分别为 $N \times N$ 的二维退化图像和原图像按行堆叠为 $N^2 \times 1$ 列向师范, H 是卷委员会延期子, 它是一企分工专人循一举矩阵.

对于二维可分离小波, 二维变换就是对图像的行列交替实施一维小波变换, 在此, 行列小波变换采用相同的小波系数, 即

$$W_r = W_c = W. \tag{26}$$

先对式(25)进行行方向的小波变换, 有

$$\tilde{g} = \begin{bmatrix} g_L \\ g_H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} \\ H_{21} & H_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_L \\ f_H \end{bmatrix} = \tilde{H} \tilde{f}_r. \tag{27}$$

式中下标 r 表示对图像进行行方向滤波. 同时我们用下标 c 表示对图像进行列方向滤波, \tilde{g}_r 和 \tilde{f}_r 的长度均为 N^2 .

同理, 还应对式(27)进行列方向的小波变换, 为了对图像进行列方向滤波, 我们先将 \tilde{g}_r 向量中的元素按其在图像中的列方向进行依序排列, 为了将图像中的列方向的元素提取和顺序排列, 可设计一个大小为 $N^2 \times N^2$ 提取矩阵 P . P 为分块循环矩阵, 其元素由 0 和 1 组成, 具体形式 P 满足

$$PP^T = P^T P = I_{N^2 \times N^2}. \tag{28}$$

对式(27)进行列方向的小波变换, 于是有

$$(\tilde{g}_r)_c = (\tilde{H} \tilde{f}_r)_c \Rightarrow DWP \tilde{g}_r = DWP \tilde{H} \tilde{f}_r,$$

$$= (DWPDW)H(DWPDW)^T(DWPDW)f, \tag{29}$$

上式用小波分解形式可表述为

$$\tilde{g} = \tilde{H} \tilde{f}, \tag{30}$$

其中 \tilde{H} 被分解为分块维数为 $N^2/4 \times N^2/4$ 的 4×4 的块循环矩阵.

$$\tilde{g} = [(g_{LL})^T \ (g_{HL})^T \ (g_{LH})^T \ (g_{HH})^T]^T,$$

$$\tilde{f} = [(f_{LL})^T \ (f_{HL})^T \ (f_{LH})^T \ (f_{HH})^T]^T.$$

一幅 $N \times N$ 大小的图像先进行行方向滤波和二抽取, 然后再进行列方向滤波和二抽取. 这样得到的小波变换图像由 4 个大小均为 $N/2 \times N/2$ 的子带图像组成.

由一维退化模型的小波分解分析, 同理可推得

$$g_{LL} \approx H_{LL}f_{LL}. \tag{31}$$

其中 H_{LL} 是对 H 的最好逼近, 为 $N^2/4 \times N^2/4$ 的循环矩阵, g_{LL} 和 f_{LL} 均为长度为 $N^2/4$ 的列向量, 将(31)式转换为二维卷积的形式, 则有

$$g_{LL}(x, y) \approx g_{LL} \otimes h_{LL} = \sum_{m=0}^{N/2-1} \sum_{n=0}^{N/2-1} f_{LL}(m, n)h_{LL}(x - m, y - n). \tag{32}$$

由于在对模糊矩阵 H 进行了行、列二抽取运算, 二维图像及卷积算子在行、列方向上的尺寸减半. 显然卷积算子的有效尺寸也相应减半.

4 基于小波分解的湍流退化图像的复原

对于湍流退化图像, 其退化过程一般可认定为空间不变的, 暂不计噪声, 则在某一时刻所摄取的某帧湍流退化图像 $g_i(x, y)$ 用卷积的形式可表示为

$$g_i(x, y) = h_i(x, y) \otimes f(x, y), \tag{33}$$

式中 $f(x, y)$ 为目标原图像, $h_i(x, y)$ 为大气湍流点扩展函数, 下标 i 为序列图像的帧序号.

$h_i(x, y)$ 是随机变化的, 我们用 2 帧用同一目标的湍流退化图像来恢复图像. 根据图像小波变换后各个子频段所具有的不同的频率特性和方向特性, 在此, 提出一种基于小波分解的湍流退化图像复原算法, 利用 2 个低频子频段图像的频谱估计 2 个点扩展函数在大尺度下的离散值, 在图像的低频子频段着重进行去模糊, 而在高频子频段则主要进行抑制噪声和保边缘特征, 再重建其高分辨率原图像.

经小波分解后, 在大尺度下的湍流退化图像用卷积的形式可近似地表示为

$$g_i^j(x, y) = h_i^j(x, y) \otimes f^j(x, y), \tag{34}$$

式中 $g_i^j(x, y)$, $f^j(x, y)$ 和 $h_i^j(x, y)$ 分别为湍流图像、原图像和点扩展函数在尺度 j 中的概貌, N_j 为图像在尺度 j 中的长度和宽度, 显然, 经小波分解和进行二抽取后, 有 $N_j = N/2^j$.

根据式(34), 对在同一尺度 j 的 2 帧退化图像 $g_i^j(x, y)$ 分别作二维离散傅里叶变换, 有

$$G_1^j(u, v) = H_1^j(u, v) F^j(u, v), \quad (35)$$

$$G_2^j(u, v) = H_2^j(u, v) F^j(u, v). \quad (36)$$

将式(35)和式(36)相除得,

$$\frac{G_1^j(u, v)}{G_2^j(u, v)} = \frac{H_1^j(u, v) F^j(u, v)}{H_2^j(u, v) F^j(u, v)} = \frac{H_1^j(u, v)}{H_2^j(u, v)}. \quad (37)$$

进一步可推出如下等式关系:

$$G_2^j(u, v) H_1^j(u, v) - G_1^j(u, v) H_2^j(u, v) = 0. \quad (38)$$

设湍流退化图像的点扩展函数在 0 尺度下的大小为 $M \times M$. 在一般情况下, M 远小于图像尺寸, 假定 M 值已确定. 设点扩展函数在尺度 j 下的大小为 $M_j \times M_j$, 相邻尺度的 M_j 的长度相应减半, 因此有关系 $M_j = (\text{int}) M/2^j$.

对 $h_i(x, y)$ ($i = 1, 2$) 分别进行傅里叶变换, 有

$$H_1^j(u, v) = \sum_{x=0}^{M_j-1} \sum_{y=0}^{M_j-1} h_1^j(x, y) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N_j], \quad u, v = 0, 1, \dots, N_j - 1 \quad (39)$$

$$H_2^j(u, v) = \sum_{x=0}^{M_j-1} \sum_{y=0}^{M_j-1} h_2^j(x, y) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N_j], \quad u, v = 0, 1, \dots, N_j - 1 \quad (40)$$

将式(39)和式(40)代入式(38), 整理后得

$$\sum_{x=0}^{M_j-1} \sum_{y=0}^{M_j-1} \{G_2^j(u, v) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N_j] h_1^j(x, y) - G_1^j(u, v) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N_j] h_2^j(x, y)\} = 0, \quad u, v = 0, 1, \dots, N_j - 1 \quad (41)$$

方程组(41)为复数方程, 分别将实部和虚部展开, 可得到 $2N_j^2$ 个方程, 其中含有未知变量 $h_1^j(x, y)$ 及 $h_2^j(x, y)$ ($x, y = 0, 1, \dots, M_j - 1$) 共 $2M_j^2$ 个. 图像频谱在频域中具有共轭对称性, 因此方程组(41)中大约有一半是重复的. 另方程组(41)的形式为 $Ax = 0$, 这是一个齐次线性方程组. 显然, 我们需要求出其非零解. 因此, 我们把方程组(41)变成非齐次线性方程组的形式 $Ax = b$. 我们将其不为零的某一变量 $h_1^j(x, y)$ (在此取 $x = M_j/2, y = M_j/2$) 及其对应系数移至方程右边, 方程两边同时除以该变量, 称其为基准变量, 这样可将方程组(41)变为降了一维的非齐次线性方程组.

$$\sum_{\substack{x=0 \\ x \neq M_j/2}}^{M_j-1} \sum_{\substack{y=0 \\ y \neq M_j/2}}^{M_j-1} G_2^j(u, v) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N_j] h_1^j(x, y)$$

$$- \sum_{x=0}^{M_j-1} \sum_{y=0}^{M_j-1} G_1^j(u, v) \exp[-j2\pi(ux + vy)/N_j] h_2^j(x, y) = G_2^j(u, v) \exp[-j2\pi(u \frac{M_j}{2} + v \frac{M_j}{2})/N_j], \quad u, v = 0, 1, \dots, N_j - 1 \quad (42)$$

求解此方程组, 所得的解为 2 幅湍流退化图像的点扩展函数值与基准变量的比值. 模糊前后的图像能量基本上保持不变, 各帧点扩展函数值之和应为 1. 因此, 对求出的解需进行归一化处理. 为了保证解的稳健性, 我们从 $2N_j^2$ ($u, v = 0, 1, \dots, N_j - 1$) 个方程中, 挑选出 $(2M_j^2 - 1)$ 个线性无关方程组成方程组 $Ax = b$. 然后根据合理的先验知识对解加以约束, 采用最小二乘优化算法来求解. 关于点扩展函数的先验知识是它的非负性和光滑性. 它的非负性是指点扩展函数值一般大于或等于零. 它的光滑性是指点扩展函数相邻点的值相差不太大, 它的邻域差异应为极小. 在此, 我们采用拉普拉斯算子(二阶差分)表示邻域的差异, 将其极小作为一个起光滑作用的附加项加入到准则函数中. 将线性方程问题转换为非负约束条件下的最小二乘的极小值问题, 即寻找 x 的最佳估计 \hat{x} , 求如下最小二乘准则函数 $J(x)$ 在约束条件下的极小解:

$$J(x) = \|Ax - b\|^2 + \alpha \|Dx\|^2, \quad \hat{x} = \arg \min_x J(x), \quad x \geq 0 \quad (43)$$

其中 D 为差分算子矩阵, α 平滑因子.

求得的解向量 \hat{x} 为点扩展函数值 $h_1^j(x, y)$ 和 $h_2^j(x, y)$ ($x, y = 0, 1, 2, \dots, M_j - 1$, 不包含基准变量) 与基准变量比值. 然后, 对求出的比值进行归一化处理, 分别得到两帧退化图像的点扩展函数在尺度 j 的估计值 $\hat{h}_1^j(x, y)$ 和 $\hat{h}_2^j(x, y)$.

我们对 $\hat{h}_1^j(x, y)$ 及 $\hat{h}_2^j(x, y)$ 进行傅里叶变换, 得到 $\hat{H}_1^j(u, v)$ 及 $\hat{H}_2^j(u, v)$, 然后在频域进行如下滤波来估计原图像的频谱 $\hat{F}_i^j(u, v)$:

$$\hat{F}_i^j(u, v) = \frac{\hat{H}_i^{*j}(u, v) G_i^j(u, v)}{|\hat{H}_i^j(u, v)|^2 + \lambda |P(u, v)|^2}, \quad i = 1, 2$$

其中 $\hat{H}_i^{*j}(u, v)$ 为 $\hat{H}_i^j(u, v)$ 的复共轭, $P(u, v)$ 为拉普拉斯算子的傅里叶变换, λ 为一较小的数值. 最后, 对 $\hat{F}_i^j(u, v)$ ($i = 1, 2$) 进行傅里叶反变换, 得到 j 尺度下低频段的复原图像 $\hat{f}^j(x, y)$.

湍流退化图像经小波分解后, 其能量主要集中在低频子频段, 低频子频段的信噪比较高, 而其余 3

个高频子频段的信噪比较低,即大尺度下的逼近信息将主要属于有用信号,这有利于低频段信息的恢复;而其余3个子频段则包含湍流退化图像的高频细节和噪声,这有利于在高频段进行去噪处理.图像的3个高频子频段主要有噪声和一些高频信息组成,混杂在一起的,其中噪声占主要成分.因此,在湍流退化图像的3个高频子频段,应尽可能地抑制噪声.同时为了把图像中一些有用的主要的高频信息也添加进来,不至于全部丢失,我们先进行低通滤波,抑制高频子频段中噪声的幅值,然后进行象素偏移的校正,再进行边缘方向特征的增强,以便保护边缘信息.这样,在大量的噪声被抑制的同时,一些有用的高频信息相对地被保留.在去噪和保边缘特征进行权衡.尽管有些高频信息不可避免地削弱了,恢复出的图像丢失了一点细节,但能快速地恢复出我们所期望的图像信息.由此可见,我们提出的基于小波分解的湍流图像恢复算法在恢复和重建原图像的过程中同时进行了一些小波去噪处理,充分发挥了小波变换的多分辨特性和时频局部化特性.

5 实验结果及分析

下面采用本文提出的算法对序列湍流退化图像在微机(奔III 750MHz, 256M 内存)上进行一系列的复原实验,复原软件用 VC6.0 编程.作为一个客观的测度,我们用下式定义的信号误差(相对)作为客观指标来评价恢复图像的质量:



图1 原图
Fig.1 Original image

$$R(f, \hat{f}) = \frac{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} |f(x,y) - \hat{f}(x,y)|}{\sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)},$$

其中 f, \hat{f} 分别为原图及复原图像.

图1为原图像(卫星云图),大小为 200×200 . 两帧湍流退化图像(PSF 区域为 16×16 , 添加 40dB 的高斯白噪声)如图 2(a)和图 2(b),为节省篇幅,图 2 及以下各图均以 50% 比例显示.采用 Daubechies 小波基,对 2 帧湍流退化图像进行小波分解后,得到图 2(c)和图 2(d).从 2 帧退化图像的低频子频段中恢复出的图像分别为图 2(e)和图 2(f).重建后的 2 帧原图像分别为图 2(g)和图 2(h),与原

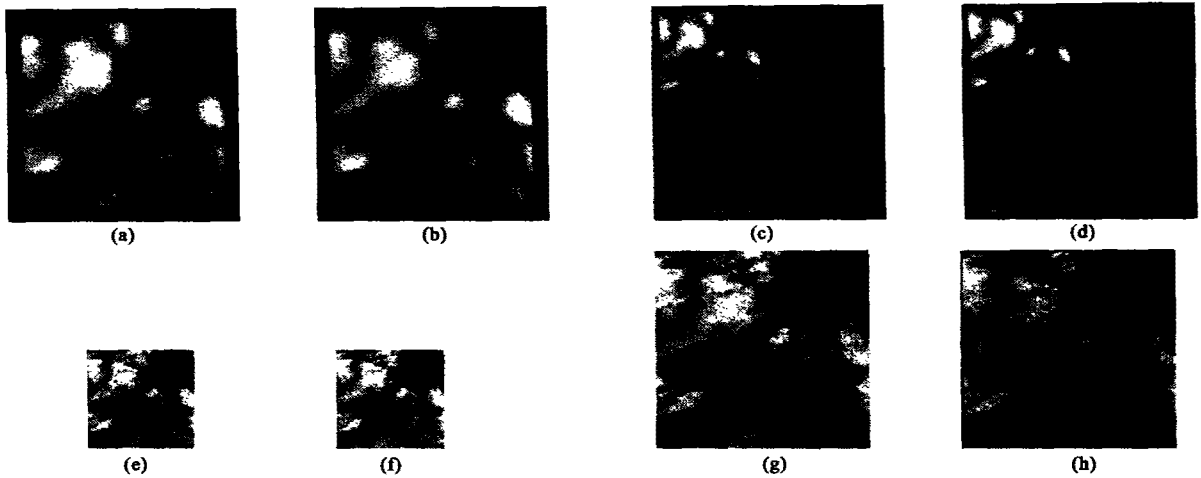


图2 基于一级小波分解的湍流退化图像的恢复(a)、(b)2帧湍流退化图像(40dB)(c)、(d)2帧湍流退化图像的一级小波分解(e)、(f)在尺度1上的2帧复原图像(g)、(h)在尺度0上的2帧复原图像
Fig.2 Restoration of turbulence-degraded images by using one level wavelet decomposition(a)、(b)two turbulence-degraded images at 40 dB SNR(c)、(d)wavelet decomposition of two turbulence-degraded images on one levels(e)、(f) two restored images at scale 1 (g)、(h) two restored images at scale 0

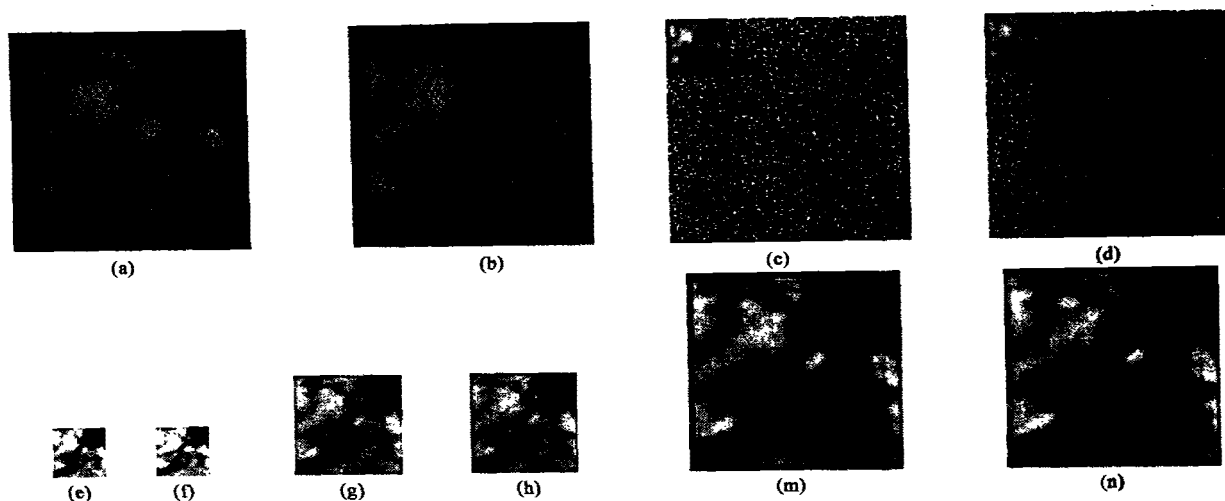


图3 基本二级小波分解的湍流退化图像的恢复(a)、(b)2帧湍流退化图像(10dB)(c)、(d)2帧湍流退化图像的二级小波分解(e)、(f)在尺度2上的2帧复原图像(g)、(h)在尺度1上的2帧复原图像(m)、(n)在尺度0上的2帧复原图像

Fig.3 Restoration of turbulence-degraded images by using two levels wavelet decomposition(a)、(b) two turbulence-degraded images at 10 dB SNR(c)、(d) wavelet decomposition of two turbulence-degraded images on two levels(e)、(f) two restored images at scale 2(g)、(h) two restored images at scale 1(m)、(n) two restored images at scale 0

图1比较,其信号误差 $R(f, \hat{f})$ 分别为 0.054145 和 0.05136. 也就是说,大约 95% 的信息被复原. 无论从视觉上看还是从客观指标上评价,其恢复效果可称为很好. 更重要的是,恢复所用时间仅为 12s. 而采用单级恢复时,需 24min17s, 2 帧复原图像(图略)的信号误差 $R(f, \hat{f})$ 分别为 0.12215 和 0.11732. 由此可证实本文方法的先进性.

当湍流退化图像的模糊很宽和噪声很大时,可进行二级小波分解和恢复,下面我们给出一个基于二级小波分解的恢复实例. 2 帧湍流退化图像(PSF 区域为 24×24 , 添加 10dB 的高斯白噪声)如图 3(a)和图 3(b). 2 帧湍流退化图像经二级小波分解后如图 3(c)和图 3(d). 从 2 帧退化图像的低频子频段中开始恢复图像,2 尺度空间的 2 帧复原图像为图 3(e)和 3(f); 1 尺度空间的复原图像为图 3(g)和图 3(h); 最后得到 0 尺度空间的 2 帧复原图像如图 3(m)和图 3(n). 计算其与原图的信号误差, $R(f, \hat{f})$ 的值分别为 0.120083 和 0.129725. 恢复所用时间仅为 3s. 在 10dB 的噪声情况下,如采用单级恢复法时,由于噪声太大,无法恢复出原图像. 而本文提出的基于小波分解的湍流退化图像恢复算法在强噪声的情况下仍能原图信息基本上恢复出来,这进一步地证实本文方法的先进性和鲁棒性.

6 结论

本文从小波尺度空间分解出发建立了退化图像的多尺度矩阵表达方式,在理论分析的基础上提出了一种基于小波分解的湍流退化图像复原的新方法,主要是为在大气湍流环境中工作的光学成像系统实时地恢复目标图像提供技术新途径. 实验结果表明:本文提出的基于小波多尺度的湍流退化图像复原算法,不但可以改善图像质量和提高抗噪能力,而且还可以养活计算量和复杂性,大大提高了恢复速度. 将小波技术引入到点扩展函数模型为非确定的随机的湍流退化图像的复原中,是本文的主要贡献和创新.

REFERENCES

- [1] Banham M R, Galatsanos N P, Gonzalez L, et al. Multi-channel restoration of single channel images using a wavelet-based subband decomposition. *IEEE Trans. Image Processing*, 1994, 3(6): 821—833
- [2] Wang Ganfeng, Zhang Jun, Wen Guang. Solution of inverse problems in image processing by wavelet expansion. *IEEE Trans. Image Processing*, 1995, 4(5): 579—593
- [3] PENG Yu-Hua. *Wavelet Transform and Engineering Application*. Beijing: Science Press (彭玉华. 小波变换与工程应用. 北京: 科学出版社), 2000, 50—62