

文章编号:1007-2780(2017)11-0905-09

基于小波域 Curvelet 变换的湍流图像去噪算法

王珺楠¹, 邱欢¹, 张丽娟^{1*}, 李阳¹, 刘颖²

(1. 长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012;

2. 吉林财经大学 管理科学与信息工程学院, 吉林 长春 130117)

摘要:为了提高湍流图像的空间分辨率,提出了一种基于小波域 Curvelet 变换(wavelet domain Curvelet transform, WDCT)的湍流图像去噪算法。该算法根据湍流退化图像噪声的统计特性,结合贝叶斯萎缩方法优化阈值选择。首先,对含噪湍流图像进行单层二维离散小波变换,接着提取高频系数并对它作快速离散 Curvelet 变换,最后根据贝叶斯准则估计阈值 T ,改进阈值的自适应选取方法,获得最优阈值,最后给出湍流图像去噪实现过程。为验证本文算法,根据客观评价标准峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和均方根误差(mean square error, MSE),对模拟图像和实测湍流图像进行去噪实验。与 DWT-NABayesShrink 算法、UWT 算法相比,视觉效果更好,PSNR 值分别提高 7.27% 和 4.92%,MSE 值分别降低 26.3% 和 23.1%。本文算法得到较清晰的目标图像,对湍流退化图像去噪有一定的应用价值。

关键词:图像处理;图像去噪;Curvelet 变换;大气湍流;阈值

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173211.0905

Atmospheric turbulence image denoising algorithm based on wavelet-domain curvelet transform

WANG Jun-nan¹, QIU Huan¹, ZHANG Li-juan^{1*}, LI Yang¹, LIU Ying²

(1. College of Computer Science and Engineering, Changchun University of Technology,
Changchun 130012, China;

2. School of Management Science and Information Engineering University of
Finance and Economics, Changchun 130117, China)

Abstract: To enhance the spatial resolution of the atmospheric turbulence image, an atmospheric turbulence image denoising algorithm based on wavelet domain Curvelet transform (WDCT) is proposed in this paper. This algorithm bases on the statistical property of the image noise and combines with Bayes Shrink theory to optimize threshold selecting. Firstly, the turbulence degraded image is performed to a single 2-D discrete wavelet transform (2-D DWT), then extracts the high frequency coefficients and make the fast discrete Curvelet transform for the degraded image. Finally, we estimate the

收稿日期:2017-06-01; **修订日期:**2017-08-14.

基金项目:国家自然科学基金(No.61402193); 吉林省教育厅科学技术研究规划项目(No.JJKH20170575KJ)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61402193); Scientific and Technological Research Project of the Department of Education in Jilin Province (No.JJKH20170575KJ)

* 通信联系人, E-mail: zhanglijuan@ccut.edu.cn

threshold value T according to the Bayesian criterion, and improve the adaptive method of selecting threshold, obtain the optimized threshold. Therefore, the implementation process of the proposed algorithm is addressed. In order to verify the effectiveness of the proposed denoising method, basing on the objective evaluation that are the peak signal to noise ratio (PSNR) and mean square error (MSE), a series of denoising experiments are performed on simulated images and practical observed turbulence image. The experiment results show that, compared to DWT-NABayesShrink method and UDWT method, the visual effect is better, PSNR value has improved 7.27% and 4.92%, respectively, and MSE value are degraded 26.3% and 23.1%, respectively. Our algorithm can obtain the clear image, so the research results have application values for turbulence image denoising work.

Key words: image processing; image denoising; curvelet transform; atmospheric turbulence; threshold value

1 引言

受成像系统结构及大气湍流等因素的影响,观测图像中含有大量的噪声,将导致目标图像畸变十分严重,有碍于对空中目标的定位、探测与跟踪,所以对受大气湍流效应影响的图像去噪处理势在必行。

近年来,国内外研究者提出了很多关于图像去噪的方法,例如,基于 Curvelet 变换的去噪方法。Starck 等^[1]提出了第一代 Curvelet 变换方法,该方法将不同尺度的子带分成大小不同的块,再对每个块进行 Ridgelet 变换分析,该方法缺点是其金字塔式的分解使数据冗余量太大。Candes 等^[2]提出了基于频域的第二代 Curvelet 变换方法,该方法的分解过程统一角度的定向抛物缩放,在每次分解时,每个子带各向异性的细尺度,有效地服从抛物线比例原则,大大简化其结构,不经 Ridgelet 变换即可得到。Curvelet 变换基由不同尺寸和方向的曲线状元素组成,可以对具有曲线奇异性的目标图像进行稀疏表示,但对于图像平滑区域的处理却不及小波变换^[3-4]。文献[5]提出基于二维经验模态分解子带阈值估计的红外图像去噪方法,该算法通过自适应方法设定各子带阈值,以提高图像的去噪效果。文献[6]针对超声图像的噪声特性,提出自适应选取各向异性的滤波器扩散参数的算法,该算法能够自动选取扩散参数使计算时间减少,得到较好的效果。文献[7]针对全变分模型的不足,研究基于图像局部方向特性的自适应全变分去噪方法,该方法增强了图像

的细节信息。文献[8]提出了基于贝叶斯估计和剪切波变换相结合的图像去噪算法,对含噪图像进行剪切波变换,得到各尺度各方向上的剪切波系数,再进行邻域窗口选择,该算法取得明显的峰值信噪比增益及较好的视觉效果。文献[9]提出双树复小波域的磁共振图像去噪方法,该方法基于图像噪声分布特性,根据层内和层间相关性实现去噪。上述文献提出的图像去噪算法与本文研究的图像类型不同,本文主要是针对湍流退化图像的去噪算法进行研究,采用去噪算法也不同,本文方法对湍流图像处理的目的是提高空中目标的分辨率。

近年来,国内外学者提出了许多受大气湍流影响的空中目标去噪算法,文献[10]提出了一种基于三维小波变换和分块 Context 模型的视频去噪方法,该方法基于噪声分布特性,实现视频图像去噪,该方法的缺点是算法的收敛速度慢;文献[11]提出了一种自适应领域的阈值去噪方法(Denoising Wavelet Threshold based on NABayesShrink method, DWT-NABayesShrink),该方法基于小波系数特征并结合广义高斯模型,实现自适应邻域的阈值去噪,该方法的优点是能够保留部分图像细节,但算法计算量大,收敛慢;文献[12]提出了一种基于离散小波变换的非线性图像去噪方法(Undecimated Discrete Wavelet Transform, UDWT),该方法采用非抽样、位移不变的非正交基小波变换,不同于 Donoho 等提出的正交小波变换,该方法的优点是明显降低图像噪声,很好地保护图像边缘信息,但图像细节信息呈现度不够。本文在深入研究国内外参考文献的基础上,针对湍流退化图像的噪声特性,设计了基于小波域的

Curvelet 变换(wavelet domain Curvelet transform, WDCT)的湍流退化图像去噪算法。该算法的基本思路:首先采用二维离散小波变换(2-D discrete wavelet transform, 2-D DWT)方法将湍流退化图像分解为 4 个子带,然后对高频系数进行基于 Wrapping 的快速离散 Curvelet 变换,再基于贝叶斯估计准则改进阈值选取方法,以修整 Curvelet 子带系数,实现湍流退化图像的去噪目的。

2 基于小波域的 Curvelet 变换模型

2.1 二维离散小波变换

对于一副 $N \times N$ 的图像 $f(x, y)$, 当尺度 $j = 0$ 时, 就是原图像的尺度。随着尺度 j 的增大, 图像尺度将随之加倍, 分辨率将会下降。基于小波变换的图像分解过程如图 1 所示, 其中, LL, LH, HL 和 HH 为分解后的 4 个子带。通常地, 在 LH 子带, 进行水平方向的特征增强和保护; 在 HL 子带, 进行垂直方向的增强和保护; 在 HH 子带, 进行对角方向的特征增强和保护。本文中, 每层小波变换是将图像分解为 4 个大小相同的子图像, 这 4 个子图像是由原图与小波基图像做内积后, 再对行和列方向做 2 倍的间隔抽样而产生的。使用 2-D DWT 方法对“Lake”图像进行单层分解, 如图 2 所示。图 2(a) 是单层二维离散小波分解图, 图 2(b) 是修改图像的颜色值图, 为了更好地显示高频系数。图 3 是二维离散小波系数重构, 图 3(a) 为重构后的小波低频系数细节信息, 图 3(b) 是重构的水平细节, 图 3(c) 是重构的垂直细节, 图 3(d) 是重构的对角细节。

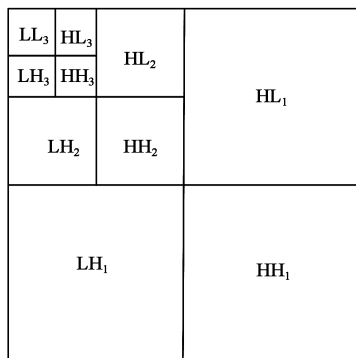
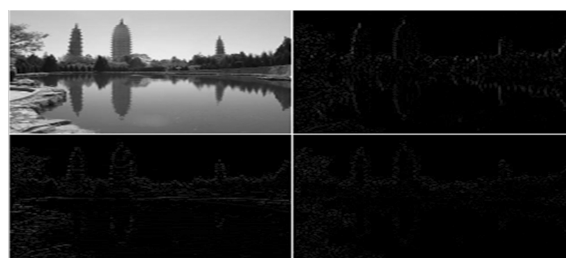


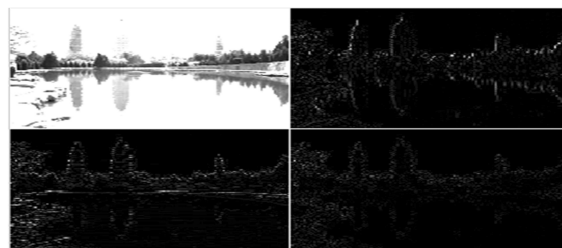
图 1 二维正交小波变换子带

Fig.1 Subbands of the two-dimensional orthogonal wavelet transform



(a) 单层二维离散小波分解图

(a) Single layer 2-D discrete wavelet decomposition chart

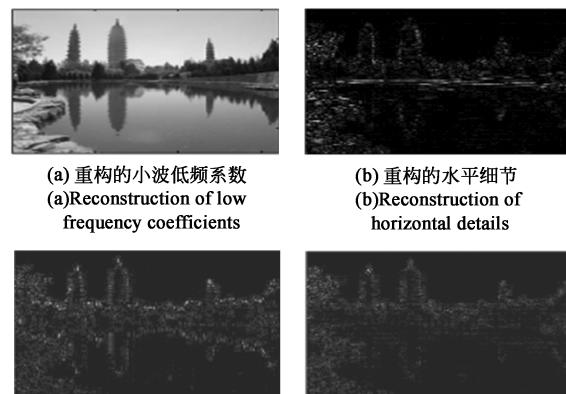


(b) 修改图像颜色值图

(b) Modify the color value of the image

图 2 二维离散小波分解

Fig.2 2-D discrete wavelet decomposition



(a) 重构的小波低频系数
(a)Reconstruction of low frequency coefficients

(b) 重构的水平细节
(b)Reconstruction of horizontal details

(c) 重构的垂直细节
(c)Reconstruction of vertical details

(d) 重构的对角细节
(d)Reconstruction of diagonal details

图 3 二维离散小波系数重构

Fig.3 Coefficient reconstruction of two-dimensional discrete wavelet decomposition

2.2 WDCT 原理

湍流图像的退化模型为:

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

其中: $g(x, y)$ 是观测的湍流退化图像, $f(x, y)$ 是原图像, $h(x, y)$ 是点扩散函数, $n(x, y)$ 为高斯噪声, 图像的空间坐标 $(x, y) \in \Omega$, Ω 是图像域。

对于给定的图像函数 $f(x) \in L^2(\mathbb{R}^2)$, 连续 Curvelet 变换采用基函数与图像信号 $f(x)$ 的内积形式实现图像信号的稀疏表示, 则图像 f 的 Curvelet 变换表示为^[13-14]

$$C(i, j, k) = \langle f, \varphi_{i,j,k} \rangle = \int \mathbb{R}^2 f(x) \overline{\varphi_{i,j,k}(x)} dx, \quad (2)$$

式中: $\varphi_{i,j,k}$ 是 Curvelet 基函数, i, j, k 分别是方向, 尺度和位置变量。根据 Plancherel 定理, 在频域的图像 $\hat{f}(\omega)$ 离散的 Curvelet 变换为^[14]

$$C(i, j, k) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int \hat{f}(\omega) \overline{\hat{\varphi}_{i,j,k}(\omega)} d\omega, \quad (3)$$

本文采用基于 Wrapping 算法的快速离散 Curvelet 变换, 因为这是目前所能实现的最快的离散 Curvelet 变换^[15]。在笛卡尔坐标系, 设 $f[t_1, t_2]$ ($0 \leq t_1, t_2 < n$) 表示一幅图像, 对公式(3)做基于 WDCT 变换, 得到子带系数 $C^D(i, j, k)$:

$$C^D(i, j, k) = \sum_{0 \leq t_1, t_2 < n} f[t_1, t_2] \overline{\varphi_{i,j,k}^D[t_1, t_2]}, \quad (4)$$

式中: 上标 D 表示离散, 每个 $\varphi_{i,j,k}^D$ 是离散的 Curvelet 波形。为了实现离散化, 用同中心的方形代替同中心的圆形^[16]。在笛卡尔坐标系, 设 ω 为频域变量, γ 和 θ 为频域的极坐标, 重新定义射线窗口 $(W_j)_{j \geq 0}$, $W_j(\omega) = W(2^{-j}\omega)$, 这些窗口的形式为^[15]:

$$\tilde{W}_j(\omega) = \sqrt{\Phi_{j+1}^2(\omega) - \Phi_j^2(\omega)}, \quad j \geq 0, \quad (5)$$

式中: Φ 是一维低通窗口的积, 其计算公式为:

$$\Phi_j(\omega_1, \omega_2) = \varphi(2^{-j}\omega_1) \varphi(2^{-j}\omega_2), \quad (6)$$

其中: 函数 φ 满足 $0 \leq \varphi \leq 1$, 在 $[-0.5, 0.5]$ 区间, 可能等于 1, 在 $[-2, 2]$ 之外消失, 由此可得:

$$\Phi_0^2(\omega) + \sum_{j \geq 0} \tilde{W}_j^2(\omega) = 1. \quad (7)$$

在笛卡尔坐标系, 角度窗口 V_j 为

$$V_j(\omega) = V\left(\frac{2^{\lfloor j/2 \rfloor} \omega_2}{\omega_1}\right). \quad (8)$$

因此, 我们使用 $\tilde{W}_j$ 和 V_j 定义“笛卡尔”局部窗函数

$$\tilde{U}_j(\omega) = \tilde{W}_j(\omega) V_j(\omega), \quad (9)$$

$\tan \theta_l = l \times 2^{-\lfloor j/2 \rfloor}$, $-2^{-\lfloor j/2 \rfloor} \leq l \leq 2^{-\lfloor j/2 \rfloor} - 1$ 是一组等间隔斜率被引入, 定义 $\tilde{U}_{i,j}(\omega)$ 为^[15-16]

$$\tilde{U}_{i,j}(\omega) = W_j(\omega) V_j(S_{\theta_l} \omega), \quad (10)$$

其中: 剪切矩阵为 $S_\theta = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\tan \theta & 1 \end{bmatrix}$, $\tilde{U}_{i,j}$ 的区间是受 W 和 V 区间限制的楔形区域, 该楔形区域为 $\{(\omega_1, \omega_2): 2^j \leq \omega_1 \leq 2^{j+1}, -2^{-j/2} \leq \omega_1/\omega_2 \leq 2^{-j/2}\}$ 。

基于 Wrapping 算法的 WDCT 变换具体实现步骤如算法 1。

2.3 阈值计算

在 WDCT 算法中, 选择阈值函数和阈值是至关重要的。常用的阈值处理函数有硬阈值函数和软阈值函数^[17], 本文使用软阈值函数。软阈值函数 $\delta_T(x)$ 定义为^[16]

$$\delta_T(x) = \begin{cases} x - T, & x > T \\ x + T, & x < -T \\ 0, & -T \leq x \leq T \end{cases}, \quad (15)$$

式中, T 为阈值。

算法 1 基于 Wrapping 算法的 WDCT 变换步骤

Step 1: 对笛卡尔坐标系下的一幅图像 $f[t_1, t_2]$ 进行 2-D FFT 变换, 得到 2-D 频域表示:

$$\hat{f}[n_1, n_2], \quad -n/2 \leq n_1, n_2 \leq n/2, \quad (11)$$

Step 2: 对每一对角度、尺度 (i, j) , 重采样 $\hat{f}[n_1, n_2]$, 得到采样值:

$$\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l], \quad (n_1, n_2) \in P_j, \quad (12)$$

其中: P_j 为矩形, 长度为 $L_{1,j}$, 宽度为 $L_{2,j}$ 。

Step 3: 将采样得到的 $\hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l]$ 与 $\tilde{U}_{i,j}$ 相乘:

$$\hat{f}[n_1, n_2] = \hat{f}[n_1, n_2 - n_1 \tan \theta_l] \times \tilde{U}_{i,j}[n_1, n_2], \quad (13)$$

Step 4: 围绕原点 Wrap 得

$$\hat{f}_{i,j}[n_1, n_2] = W(\hat{f} \times \tilde{U}_{i,j})[n_1, n_2], \quad 0 \leq n_1 \leq L_{1,j}, 0 \leq n_2 \leq L_{2,j}, \quad (14)$$

其中, $Wd[n_1, n_2] = \sum_{m_1 \in \mathbb{Z}} \sum_{m_2 \in \mathbb{Z}} d[n_1 + m_1 L_{1,j}, n_2 + m_2 L_{2,j}]$, $d[n_1, n_2] = \hat{f}[n_1, n_2] \times \tilde{U}_{i,j}[n_1, n_2]$ 。经过包装(wrapped)的窗口数据, 由于 $Wd[n_1, n_2]$ 的限制, 被定义为接近原点的一个 $L_{1,j} \times L_{2,j}$ 的矩形内, 其中 $0 \leq n_1 < L_{1,j}$, $0 \leq n_2 < L_{2,j}$ 。

Step 5: 对每个 $\hat{f}_{i,j}$ 进行 2-D FFT 逆变换, 因此得到离散的 Curvelet 系数集合 $C^D(i, j, k)$ 。

本文基于贝叶斯估计准则获得阈值, 并与 WDCT 分解的子带建立关联。改进 Chang 提出的阈值选取方法^[17], 引入尺度参数 ξ , 则阈值的定义如下:

$$T_{i,j} = \xi \frac{\hat{\sigma}_V^2}{\hat{\sigma}_X}, \quad (16)$$

式中: i 和 j 分别表示子带分解的水平方向和垂直方向, $\hat{\sigma}_V^2$ 为噪声信号方差估计, $\hat{\sigma}_X$ 为无噪声信号的方差估计。 ξ 为尺度参数, 其定义如下:

$$\xi = \sqrt{\log_{10}(N^2/Q)}, \quad (17)$$

式中: Q 为图像信号分解层数, N 是系数 $C^D(i, j, k)$ 的维度。

对式(1)进行 WDCT 变换, 得到:

$$C_{i,j} = X_{i,j} + V_{i,j}, \quad (18)$$

式中: $C_{i,j}$ 表示对观测图像 $g(x, y)$ 变换后的子带系数, $X_{i,j}$ 表示对原图像 $f(x, y)$ 变换后的子带系数, $V_{i,j}$ 表示对噪声 $n(x, y)$ 变换后的子带系数。

因为噪声 $n(x, y)$ 和原图像 $f(x, y)$ 相互独立, 根据式(18)有:

$$\sigma_C^2 = \sigma_X^2 + \sigma_V^2, \quad (19)$$

式中: σ_C^2 表示观测图像方差, σ_X^2 表示原图像方差, 噪声方差 σ_V^2 是由第一子带 HH_1 的参数估计的, 噪声方差估计 $\hat{\sigma}_V^2$ 表达式为^[16,18]:

$$\hat{\sigma}_V^2 = \frac{\text{Median}(|C_{i,j}|)}{0.6745}, C_{i,j} \in HH_1, \quad (20)$$

式中: $\text{Median}(|C_{i,j}|)$ 表示给定数值 $|C_{i,j}|$ 的中值函数, HH_1 表示第一个子带。

根据中心极限定理, Curvelet 变换后的子带系数 $C_{i,j}$ 服从广义高斯分布^[17], 其方差 σ_C^2 的估计为

$$\hat{\sigma}_C^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{p,q=1}^N C_{i,j}^2. \quad (21)$$

根据公式(19)和公式(21), 得到 $\hat{\sigma}_X^2$ 的值, 为了防止出现负值, 修正 $\hat{\sigma}_X^2$ 为

$$\hat{\sigma}_X^2 = \max((\hat{\sigma}_C^2 - \hat{\sigma}_V^2), 0). \quad (22)$$

修改式(16), 得到 WDCT 自适应去噪最优阈值估计为

$$T_{i,j}[\hat{\sigma}_X] = \xi \frac{\hat{\sigma}_V^2}{\hat{\sigma}_X} = \frac{\sqrt{\log_{10}(N^2/Q)} \hat{\sigma}_V^2}{\sqrt{\max((\hat{\sigma}_C^2 - \hat{\sigma}_V^2), 0)}}. \quad (23)$$

在 WDCT 变换系数不同分解尺度 j 和不同方向 i 上选择自适应最优阈值 $T_{i,j}[\hat{\sigma}_X]$ 实现去噪, 可提高 WDCT 变换去噪算法的自适应性, 获得更好的去噪效果。

3 基于 WDCT 的湍流退化图像去噪算法

算法的具体实现步骤如算法 2 所示。

算法 2. 本文提出的湍流图像去噪算法实现的具体步骤

Step 1: 采用 Mallat 算法对湍流退化图像做单层 2-D 离散小波变换, 将其分解为 4 个子带, 提取分解后的低频和高频系数, 从系数中重构低频、高频系数;

Step 2: 根据节 2.2 的算法 1, 将重构的高频系数作为输入, 进行基于 Wrapping 的快速离散 WDCT 变换, 得到 Curvelet 系数 $C^D(i, j, k)$;

Step 3: 根据式(23)估计子带 $C^D(i, j, k)$ 的最优阈值 $T_{i,j}$;

Step 4: 根据软阈值函数修整子带系数 $C^D(i, j, k)$, 得到新的高频系数;

Step 5: 将 Step 1 得到的低频系数和 Step 4 得到的高频系数进行 WDCT 逆变换, 得到去噪图像。

4 实验结果及讨论

在湍流退化图像去噪实验中, 使用峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和均方误差(mean square error, MSE)进行定量评价, 计算公式为:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2 \times M \times N}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x, y) - \hat{f}(x, y))^2} \right), \quad (24)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x,y) - \hat{f}(x,y))^2,$$

(25)

式中, M 和 N 分别表示图像的长度和宽度, $f(x, y)$ 和 $\hat{f}(x, y)$ 分别表示原图像和去噪后的图像在点 (x, y) 处的灰度值。

为验证本文算法的去噪效果和可靠性, 我们在微机 (Intel (R) Core (TM) i5-4590S CPU, 4.00GB) 使用 Matlab 7.7 对算法进行编程实现。

4.1 仿真图像去噪实验

本文的去噪实验选择 3 幅原图像, 分别是“Mountain”图像、“Nebula”图像、“Spaceport”图像, 如图 4(a) 所示。使用中科院光学重点实验室的图像退化软件^[19]生成如图 4(a) 所示的退化图像, 具体过程如下: 模拟生成序列湍流退化图像, 且添加零均值、标准差为 30dB 的高斯白噪声, 生成的湍流退化图像如图 4 (b) 所示。

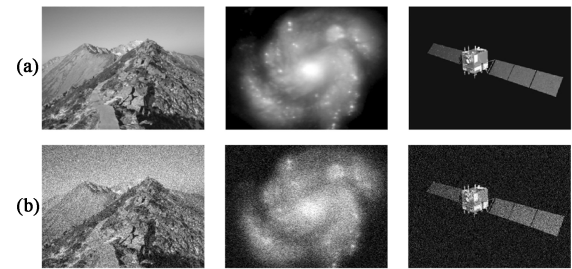


图 4 原图像及退化图像. (a) 原始图像; (b) 噪声图像

Fig.4 Original images and noise images. (a) Original images, (b) noise images

为验证本文算法的有效性, 将与 DWT-NABayesShrink^[11]算法和 UDWT^[12]算法进行比较,

3 种去噪算法的视觉效果如图 5 所示。其中, 图 5 (a) 为 DWT-NABayesShrink 算法的去噪结果图, 图 5(b) 为 UDWT 算法的去噪结果, 图 5(c) 为本文算法的去噪结果。

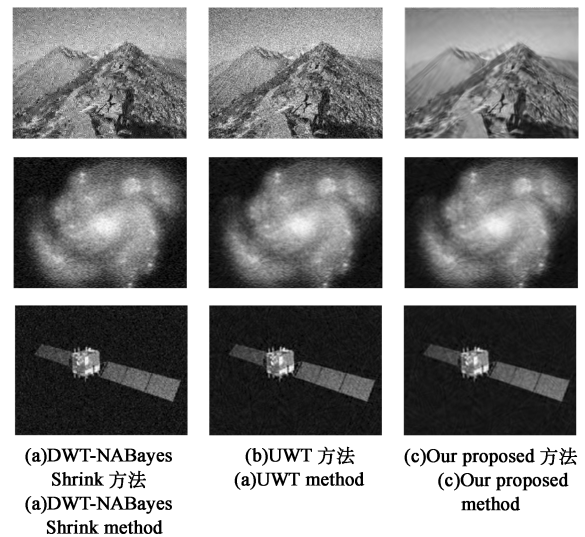


图 5 湍流退化图像去噪算法比较

Fig.5 Denoising methods comparison for turbulence degraded image

比较图 5 (a), (b) 和 (c) 的去噪处理后的 PSNR 和 MSE 数据见表 1 所示, 表 2 为 3 种算法的计算时间, 且 3 种算法的迭代次数均为 300。

由图 5 可以看出, DWT-NABayesShrink 算法能够保留部分图像细节, 但会模糊图像边界; UDWT 算法有效地保护了图像的边界信息, 但图像的细节信息呈现度不够; 本文算法能够很好地保护图像细节信息, 并且抑制了边界伪影, 视觉效果明显提高。由表 1 可知, 本文算法取得了较高的峰值信噪比、较低的均方误差, 有效地去除湍流

表 1 不同算法去噪后图像的 PSNR(dB) 和 MSE 数据对比

Tab.1 Comparison of PSNR (dB) and MSE for different methods to images denoising

Image	Degraded image		DWT-NABayesShrink method		UDWT method		Our proposed method	
	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE
Mountain	20.046	6.4348	21.908	4.1910	21.997	4.1057	22.166	3.9491
Nebula	20.454	5.8576	20.862	3.3315	26.480	2.4625	28.340	1.9530
Spaceport	20.739	5.4852	23.402	2.9707	26.537	2.4435	28.232	1.9770

表 2 不同去噪算法计算时间(s)对比

Tab.2 Comparison of computation time (s) for different denoising methods

Image	Computation time/s		
	DWT-NABayesShrink method	UDWT method	Our proposed method
Mountain	12.768	13.582	13.894
Nebula	11.613	12.104	12.720
Spaceport	13.673	14.485	14.802

退化图像的噪声。但根据表 2 的计算时间实验结果可知,本文去噪算法的计算量比其他 2 种去噪算法略大,今后将进一步改进算法的执行效率。

4.2 湍流退化图像 HST 去噪实验

采用本文算法对实测湍流退化图像 HST 进行去噪实验。该实测湍流退化图像 HST (Hubble Space Telescope)受大气湍流的影响而模糊不清,图 6 为多帧观测的湍流图像 HST 及 3 种去噪算法的处理结果。图 6(a),(b),及(c)为观测的三帧降质图像(为了节省空间,只显示 3 幅图像),图 6(d)为 DWT-NABayesShrink 方法的去噪效果,图 6(e)为 UDWT 方法的去噪效果,图 6(f)为本文方法的去噪效果。从视觉效果来看,本文算法的去噪效果优于其他两种算法。为了客观评价几种算法的去噪效果,表 3 给出 PSNR, MSE 及算法执行时间的比较结果。

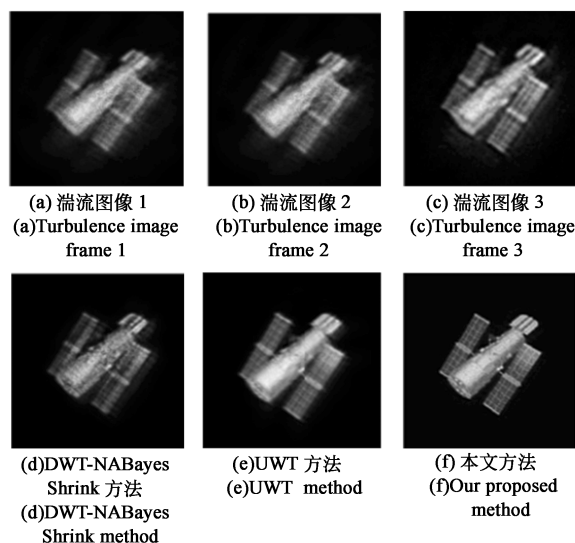


图 6 多帧观测湍流图像 HST 及 3 种算法的去噪对比

Fig. 6 Multi-frames observed turbulence images HST and denoising methods comparison

表 3 三种去噪算法的 PSNR, MSE 及计算时间比较

Tab.3 Comparison of PSNR, MSE and computation time for the three different denoising methods

Methods	PSNR	MSE	Computation time/s	Iteration numbers
DWT-NABayesShrink method	23.2051	8.5601	14.0233	320
UDWT method	23.7932	8.2016	13.4521	320
Our proposed method	25.0235	6.3072	15.1027	320

由表 3 可知,与 DWT-NABayesShrink 方法、UDWT 方法相比,本文算法的 PSNR 分别提高 7.27% 和 4.92%, MSE 值分别降低了 26.3% 和 23.1%,但与其他两种方法相比,本文算法的计算量略大。

5 结 论

本文将多尺度、多方向 Curvelet 变换的思想引入湍流退化图像去噪过程,并结合 BayesShrink 理论,提出了基于小波域的 Curvelet 变换的湍流图像

去噪算法。本文对三组模拟图像及一组湍流退化图像进行了去噪实验,与 DWT-NABayesShrink 去噪算法和 UDWT 去噪算法进行比较,本文算法去噪后的图像的 PSNR 值提高和 MSE 值明显降低,并取得良好的视觉效果,但本文算法的计算量略大

于其他两种算法。在今后的研究工作中,我们将采用 C++ 编写本文算法,再对湍流退化图像去噪采用分块计算并行处理,进一步改进湍流图像去噪算法的执行效率。因此,本文算法对湍流退化图像的去噪问题研究具有一定的参考价值。

参 考 文 献:

- [1] Starck J L, Candès E J, Donoho D L. The Curvelet transform for image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(6): 670-684.
- [2] Candès E J, Donoho D L. Continuous curvelet transform: II. Discretization and frames [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2005, 19(2): 198-222.
- [3] Choi M, Kim R Y, Nam M R, et al. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using the Curvelet transform [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, 2(2): 136-140.
- [4] Ma J, Plonka G. The curvelet transform [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2010, 27(2): 118-133.
- [5] 张宝华, 刘鹤. 采用子带分量阈值估计的红外图像去噪方法[J]. *中国激光*, 2014, 41(8): 0809002.
ZHANG B H, LIU H. Infrared Image Denoising Algorithm Based on Sub-Band Component Threshold Estimation [J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(8): 0809002. (in Chinese)
- [6] 吴俊, 汪源源, 陈悦, 余锦华, 庞芸. 基于同质区域自动选取的各向异性扩散超声图像去噪[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(5): 1312-1321.
WU J, WANG Y Y, CHEN Y, YU J H, PANG Y. Speckle reduction of ultrasound images with anisotropic diffusion based on homogeneous region automatic selection [J]. *Editorial Office of Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(5): 1312-1321. (in Chinese)
- [7] 唐玲, 陈明举. 基于图像局部方向特性的自适应全变分去噪模型[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(5): 477-483.
TANG L, CHEN M J. Adaptive directional total variation denoising model based on image local direction [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(5): 477-483. (in Chinese)
- [8] 龚俊亮, 何昕, 魏仲慧, 王方雨. 基于贝叶斯估计的剪切波域局部自适应图像去噪[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(5): 799-804.
GONG J L, HE X, WEI Z H, WANG F Y. Local Adaptive Image Denoising Based on Bayesian Estimation in Shearlet Domain [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(5): 799-804. (in Chinese)
- [9] 黄学优, 张长江. 双树复小波域的 MRI 图像去噪[J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(1): 104-113.
HUANG X Y, ZHANG C J. MRI denoising based on dual-tree complex wavelet transform [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(1): 104-113. (in Chinese)
- [10] 卢刚, 闫敬文. 应用小波域三维 Context 模型的视频图像去噪[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(11): 2857-2863.
LU G, YAN J W. Video de-noising method based on 3D wavelet transform and block context model [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(11): 2857-2863. (in Chinese)
- [11] 宫霄霖, 毛瑞全, 刘开华. 基于自适应邻域系数的小波图像阈值降噪[J]. *计算机工程*, 2010, 36(11): 206-208.
GONG X L, MAO R Q, LIU K H. Threshold denoising method for wavelet image based on adaptive neighborhood coefficient [J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(11): 206-208. (in Chinese)
- [12] Lang M, Guo H, Odegard J E, et al. Noise reduction using an undecimated discrete wavelet transform [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 1996, 3(1): 10-12.
- [13] AlZubi S, Islam N, Abbod M. Multiresolution analysis using wavelet, ridgelet, and curvelet transforms for medical image segmentation [J]. *Journal of Biomedical Imaging*, 2011, 2011: 4.
- [14] Li S, Yang B. Multifocus image fusion by combining Curvelet and wavelet transform [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(9): 1295-1301.
- [15] Candès E, Demanet L, Donoho D, et al. Fast discrete curvelet transforms [J]. *Multiscale Modeling & Simula-*

- tion, 2006, 5(3): 861-899.
- [16] 陈波. 自适应光学图像复原理论与算法研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2008: 146-150.
CHEN B. The Theory and Algorithms of Adaptive Optics Image Restoration[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2008:146-150. (in Chinese)
- [17] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. *IEEE transactions on image processing*, 2000, 9(9): 1532-1546.
- [18] Donoho D L, Johnstone J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [19] HONG H, ZHANG T, and YU G. Iterative multi-frame restoration algorithm of turbulence degraded images based on Poisson model [J]. *Journal of Astronautics (China)*, 2004, 25: 649-654.

作者简介:王珺楠(1981—),男,吉林桦甸人,硕士,讲师,2005 年于长春工业大学获得学士学位,2013 年于长春工业大学获得硕士学位,主要从事计算机应用及图像处理方面的研究。E-mail: jsj@ccut.edu.cn

张丽娟(1978—),女,吉林梅河口人,博士,副教授,2001 年于吉林师范大学获得学士学位,2004 年于长春理工大学获得硕士学位,2015 年于长春理工大学获得博士学位,主要从事计算机视觉及光学图像处理等方面研究。E-mail: zhanglijuan@ccut.edu.cn