

文章编号 1004-924X(2009)07-1774-08

# 抗混叠 Curvelet 变换非高斯双变量模型图像降噪

闫 河<sup>1,2</sup>, 潘英俊<sup>1</sup>, 刘加伶<sup>2</sup>, 赵明富<sup>2</sup>

(1. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044;

2. 重庆理工大学 计算机学院, 重庆 400054)

**摘要:**提出了一种基于非高斯双变量模型复数 Curvelet 变换的图像降噪新方法。采用具有近似移不变性的复数小波变换代替原 Curvelet 变换中的小波变换,并用改进的 Radon 变换避免了原 Radon 变换中一维傅里叶反变换在频域中采样不足的缺陷,从而保证了新的复数 Curvelet 变换具有抗混叠性能。充分利用信号系数层间相关性强而噪声系数层间相关性弱的特点,采用非高斯双变量对复数 Curvelet 变换域系数进行建模,并通过 Bayesian MAP 估计器对信号系数进行估计,从而实现降噪目的。实验结果表明,本文去噪法得到的峰值信噪比(PSNR)分别比传统 Curvelet 去噪法和 Curvelet 域 HMT 去噪法平均提高 2.9 dB 和 1.5 dB,且能避免重构图像中出现“划痕”和“嵌入污点”,在有效去噪的同时,可较好地保护图像边缘和细节。

**关键词:**图像去噪;复数 Curvelet 变换;抗混叠;非高斯双变量模型

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Image denoising using non-Gaussian bivariate model based on non-aliasing Curvelet transform

YAN He<sup>1,2</sup>, PAN Ying-jun<sup>1</sup>, LIU Jia-ling<sup>2</sup>, ZHAO Ming-fu<sup>2</sup>

(1. *Key Laboratory of Optoelectronic Technology & System, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China*; 2. *College of Computer Science, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China*)

**Abstract:** A new image denoising method using a non-Gaussian bivariate model in a Complex Curvelet Transform(CCT) domain is presented. For avoiding the shift-variance and under-sampling during the 1D inverse Fourier transform in the traditional Curvelet transform, a new Curvelet transform, Complex Curvelet Transform(CCT), is proposed by adopting the complex wavelet transform and reformative Radon transform to replace the traditional wavelet transform and the old Radon transform respectively, which provides a non-aliasing property for the proposed method. Because the inter-scale correlation of a signal coefficient is stronger than those of noise coefficients, the non-Gaussian bivariate model is used for capturing inter-scale correlation of the signal coefficient and for obtaining the denoised coefficient from the noisy image decomposition by a Bayesian MAP estimator. Experimental re-

收稿日期:2008-10-14;修订日期:2008-11-05.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 50876120);重庆市科委自然科学基金资助项目(No. CSTC, No. 2008BB2340);重庆市教委科学技术研究项目(No. KJ080621)

sults show that the Peak Signal Noise Ratio(PSNR) of the proposed algorithm is averagely higher about 2.9 dB and 1.5 dB than those of the traditional Curvelet transform denoising method and Curvelet domain HMT denoising method respectively at all noise levels. The proposed method avoids “scratching” and “embedded blemishes” phenomena in the reconstructed image, and achieves an excellent balance between suppressing noises effectively and preserving image details and edges as many as possible.

**Key words:** image denoising; complex Curvelet transform; non-aliasing; non-Gaussian bivariate model

## 1 引言

Candes 等人于 1998 年提出了对直线奇异多变量函数具有良好逼近性能的脊波(Ridgelet)变换,并于次年在单尺度脊波变换的基础上,利用曲线剖分的思想,提出了第一代 Curvelet 变换(Curvelet 99)<sup>[1-2]</sup>。Curvelet 99 实际上是由 à trous 算法离散冗余小波变换和多尺度脊波变换组合而成,具有对二维图像中线状奇异性的多尺度、局域性和各向异性表达能力,被认为是一种对图像边缘曲线的最佳逼近方式<sup>[1-2]</sup>。但在实际应用中, Curvelet99 并没有表现出应有的能力,其主要原因在于<sup>[3]</sup>:(1)数字实现比较复杂;(2)Curvelet99 的塔型分解产生了巨大的数据冗余量,不利于图像压缩和分割。尽管,随后提出的第二代 Curvelet (Fast Discrete Curvelet Transforms, FDCT)具有实现简单、快速、低冗余的特点<sup>[3-4]</sup>,但在图像去噪领域内,第一、二代 Curvelet 均存在同样的问题,即在重构图像中出现明显的“划痕”<sup>[2,3,5]</sup>和“嵌入污点”<sup>[2,6]</sup>现象。对于 FDCT 而言,其主要原因在于所采用的剪切矩阵不是标准矩阵,在对边缘点进行采样时,不满足 Nyquist 抽样定律,从而发生了频谱混叠<sup>[2-3]</sup>。对 Curvelet99 而言,原因有三方面:(1)其子带分解 à trous 算法中滤波器系数的二进插零方式使滤波器宽度增幅过快,导致边界发生畸变<sup>[3,7]</sup>;(2)在 Ridgelet 采用的 Radon 变换中进行的一维傅里叶反变换在频域中采样不足<sup>[3,8]</sup>,从而使 Ridgelet 变换在重构图像中出现“环绕”现象<sup>[8]</sup>;(3)Ridgelet 变换的最后一步采用一维小波变换,而一维小波变换不具有平移不变性,重构图像会出现明显的伪“Gibbs”现象。

本文针对 Curvelet99 变换存在的问题,结合

双树复小波变换(Dual-tree Complex Wavelet Transforms, DCWT)<sup>[9]</sup>的近似移不变性和多方向特性,提出一种具有抗混叠性能的复数 Curvelet 变换,并充分利用图像变换域系数表现为“重拖尾”非高斯分布的统计特性,以及信号系数层间相关性强而噪声系数层间相关性弱的特点,采用非高斯双变量模型对复数 Curvelet 变换域系数进行建模,并通过 Bayesian MAP 估计器对信号系数进行估计,从而实现降噪目的。

## 2 复数 Curvelet 变换

### 2.1 Curvelet99 变换

第一代 Curvelet 变换是由 Candes 和 Donoho 于 1999 年在单尺度 Ridgelet 变换的基础上提出的<sup>[1]</sup>,简称 Curvelet99,它通过子带分解、平滑分块、正规化和脊波变换等一系列步骤实现了对图像边缘曲线的最佳逼近。2002 年 Stack 提出了离散 Curvelet 变换<sup>[2]</sup>,其具体算法如下:

(1)利用多孔(à trous)算法对含噪图像  $I[m, n]$  进行  $L$  尺度子带分解,分解后得到如下形式的叠加:

$$I[m, n] = C_L + \sum_{l=1}^L \omega_l[m, n],$$

式中  $C_L$  为低频逼近子带,表示图像  $I$  的“平滑”部分; $\omega_l$  为  $l(1 \leq l \leq L)$  尺度细节子带,表示图像  $I$  的高频细节;

(2)对每一个尺度  $l$  下的细节子带  $\omega_l$  加窗处理,分割成尺寸为  $B_l$  的小正方形,而且每隔一个子带,窗口的宽度增加一倍;(详细算法参见文献[1]、[2])

(3)对每一个正方形按照如下算法进行数字 Ridgelet 变换:

①对正方形进行 Radon 变换。数字 Radon

变换采用如下步骤实现:

a. 计算 2D-FFT;

b. 将 2D-FFT 的结果从直角坐标系转换为极坐标系,为保证坐标转换可逆,转换中必须进行内插值。为简化算法和提高运算率,文献[2]采用最近邻法进行坐标转换;

c. 对极坐标系中的数据,在每个方向上进行 1D IFFT;

②对 Radon 变换的结果进行一维小波变换。

## 2.2 基于 Curvelet99 变换图像去噪存在的问题

Curvelet99 算法存在诸多不足,即在重构图像中出现明显的“划痕”现象<sup>[2-3,5]</sup>和“小尺寸嵌入污点”<sup>[2,6]</sup>。文献[7]和[8]分别研究了 à trous 算法和 Ridgelet 变换的不足。文献[7]指出 à trous 算法具有移不变性,但其滤波器系数的二进插零方式使滤波器宽度增幅过快,会导致边界发生畸变。文献[8]指出在 Ridgelet 采用的 Radon 变换中进行的一维傅里叶反变换在频域中采样不足,从而导致 Ridgelet 变换在重构图像中会出现“环绕”现象,并提出对一个  $n \times n$  图像补 0 至  $2n \times 2n$  个点后再进行离散傅里叶变换,从而减轻了“环绕”现象。本文认为,经 Curvelet99 变换去噪后的重构图像产生“划痕”现象和“小尺寸嵌入污点”的根源在于 Curvelet99 变换存在严重的频谱混叠;此外,还存在另外两个不可忽视的原因,一是数字 Ridgelet 变换的最后一步使用了不具有移不变性的一维小波变换,文献[9]已证明不具有移不变性的小波变换会产生频谱混叠。另一个原因是 Starck 在去噪时采用了硬阈值,对小波系数的衰减又在频域中进行,所以去噪后的图像呈现出一定的振铃效应。

## 2.3 复数 Curvelet 变换

针对 Curvelet99 存在的问题,本文提出了具有抗混叠性能的复数 Curvelet 变换,其基本思想是采用具有移不变性能的复数小波变换分别代替 à trous 算法小波变换和 Ridgelet 变换最后一步的小波变换,并按照文献[8]的改进算法对 Radon 变换进行改进。复数 Curvelet 变换的流程如图 1 所示,其离散算法可归纳如下:

(1)对含噪图像进行  $L$  尺度 2D DCWT 变换,得到复数逼近子图  $C_L$  和一系列复数高频细

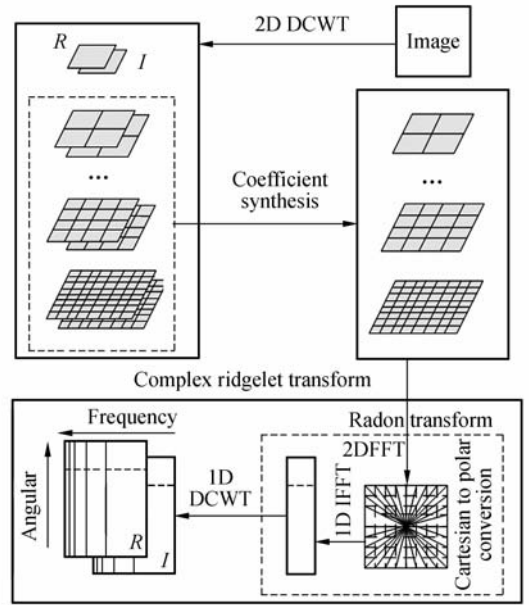


图 1 复数 Curvelet 变换

Fig. 1 Complex Curvelet transform

节方向子图  $w_l^d (1 \leq l \leq L)$ ,其中  $C_L = C_{L,R} + jC_{L,I}$ ,这里  $C_{L,R}, C_{L,I}$  分别代表  $C_L$  的实部和虚部系数;

令  $d$  方向位置点  $(m, n)$  复数方向子图  $w_l^d$  的实部系数为  $w_{l,R}^d(m, n)$ ,虚部系数为  $w_{l,I}^d(m, n)$ ,则实部系数与虚部系数的夹角为:

$\theta_l^d(m, n) = \arctan(w_{l,R}^d(m, n)/w_{l,I}^d(m, n))$ ,其合成系数为:

$$\exists w_l^d(m, n) = s[w_l^d(m, n)] \sqrt{[w_{l,R}^d(m, n)]^2 + [w_{l,I}^d(m, n)]^2}, \quad (1)$$

其中  $s$  为本文定义的如下形式的符号函数:

$$s[w_l^d(m, n)] = \begin{cases} \text{sgn}[w_{l,R}^d(m, n)] & w_{l,R}^d \neq 0 \\ \text{sgn}[w_{l,I}^d(m, n)] & w_{l,R}^d = 0 \end{cases}, \quad (2)$$

上式中  $\text{sgn}$  为数学符号函数。

对复数方向子图的每一尺度的每一位置点按照式(1)求其合成系数,所有合成系数构成了多尺度合成方向子图  $\exists w_l^d$ 。

(2)保留  $C_L$  不变,对合成方向子图  $\exists w_l^d$  按照 Curvelet99 变换原分块算法进行分块;

(3)对合成方向子图  $\exists w_l^d$  的每一个分块按照如下改进的 Ridgelet 变换进行分解:

①按照文献[8]所提出的 Radon 改进算法进行 Radon 变换;

②对经上述 Radon 变换的数据进行  $L$  尺度的 1D DCWT 变换。

则所有细节方向子图  $w_l^d$  经  $L$  尺度复数 Curvelet 变换后得到一系列复系数  $y_l (1 \leq l \leq L)$ ,  $y_l = y_{l,R} + jy_{l,I}$ .

### 3 非高斯双变量复数 Curvelet 变换图像去噪

文献[10]研究表明,单独的图像并非具有局部同态性,表现在其带通滤波器的边缘响应在 原点具有尖峰,且衰减速度落后于高斯函数曲线,即图像小波系数的概率密度函数具有“重拖尾”的非高斯分布特性。为此,文献[10]提出一种新的非高斯双变量分布模型,它充分利用信号系数层间相关性强而噪声系数层间相关性弱的特点,能很好描述变换域子系数与父系数之间的相关性。

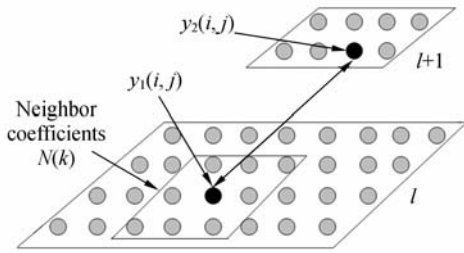


图2 双变量模型示意  
Fig.2 Bivariate model

设含噪图像经  $L$  尺度小波变换后,得到不同尺度不同方向的若干子图,图2为相邻方向子图间的双变量模型示意图。 $y_1(i, j)$ 表示含噪图像的变换系数, $y_2(i, j)$ 表示  $y_1$  的父系数, $N(k)$ 为  $l (1 < l < L)$  尺度方向子图内以  $y_1(i, j)$  为中心的一  $3 \times 3$  邻域窗。

设  $w_1$  表示图像的变换系数, $w_2$  表示  $w_1$  的父系数, $n_1, n_2$  分别为相邻尺度子带中的噪声,则有:

$$\mathbf{y} = \mathbf{w} + \mathbf{n}, \quad (3)$$

式中  $\mathbf{y} = (y_1, y_2)$ ,  $\mathbf{w} = (w_1, w_2)$ ,  $\mathbf{n} = (n_1, n_2)$ , 在已知含噪系数  $\mathbf{y}$  情况下时,利用 MAP 对图像系数有如下估计:

$$\hat{\mathbf{w}}(\mathbf{y}) = \arg \max_{\mathbf{w}} [p_{w|\mathbf{y}}(\mathbf{w}|\mathbf{y})], \quad (4)$$

利用 Bayesian 规则,上式可写为:

$$\hat{\mathbf{w}}(\mathbf{y}) = \arg \max_{\mathbf{w}} [p_n(\mathbf{y} - \mathbf{w}) p_w(\mathbf{w})], \quad (5)$$

上式中  $p_w(\mathbf{w})$  是  $\mathbf{w}$  的非高斯双变量分布概率密

度,可表示如下:

$$p_w(\mathbf{w}) = \frac{3}{2\pi\sigma_1\sigma_2} \exp\left[-\sqrt{3}\sqrt{\left(\frac{w_1}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{w_2}{\sigma_2}\right)^2}\right], \quad (6)$$

式中, $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  分别是图像变换域父系数和子系数的方差。由于噪声的尺度间相关性弱,可认为相邻尺度子带的噪声服从独立统计的零均值高斯分布,因此,噪声的概率密度分布函数可表示为:

$$p_n(n) = \frac{1}{2\pi\sigma_n^2} \exp\left(-\frac{n_1^2 + n_2^2}{2\sigma_n^2}\right), \quad (7)$$

式中, $\sigma_n^2$  为噪声方差,可按照文献[11]的 robust 中值估计器进行估计,即:

$$\hat{\sigma}_n = \frac{\text{Median}(|y_1[i, j]|)}{0.6745}, y_1[i, j] \in \text{subband}l. \quad (8)$$

利用式(6)~(8), $w_1$  和  $w_2$  的 MAP 估计可表示为:

$$\hat{w}_1 = y_1 / [1 + \sqrt{3}\sigma_n^2 / (\sigma_1^2 r)], \quad (9)$$

$$\hat{w}_2 = y_2 / [1 + \sqrt{3}\sigma_n^2 / (\sigma_2^2 r)], \quad (10)$$

式中, $r = \sqrt{(w_1/\sigma_1)^2 + (w_2/\sigma_2)^2}$ .

用  $\sigma_{y_1}$  和  $\sigma_{y_2}$  分别表示含噪图像变换域父系数和子系数的方差。考虑相邻尺度子带的噪声服从独立统计的零均值高斯分布,故参照式(3),有下式存在:

$$\sigma_{y_1}^2 = \sigma_1^2 + \sigma_n^2, \sigma_{y_2}^2 = \sigma_2^2 + \sigma_n^2.$$

$\sigma_{y_1}$  和  $\sigma_{y_2}$  可采用  $3 \times 3$  或  $5 \times 5$  的邻域局部窗  $N(k)$  进行估计

$$\sigma_{y_1}^2 = \frac{1}{N} \sum_{y_{1i} \in N(k)} y_{1i}^2, \quad (11)$$

$$\sigma_{y_2}^2 = \frac{1}{N} \sum_{y_{2i} \in N(k)} y_{2i}^2, \quad (12)$$

则  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  可分别按照下式估计:

$$\hat{\sigma}_1 = \sqrt{\max(\sigma_{y_1}^2 - \sigma_n^2, 0)}, \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}_2 = \sqrt{\max(\sigma_{y_2}^2 - \sigma_n^2, 0)}. \quad (14)$$

把式(13)、式(14)带入式(9)和式(10)可得到最终图像信号系数的估计。

把以上小波域非高斯双变量模型推广到复数 Curvelet 变换域,噪声抑制算法归纳如下:

(1)按照本文 2.3 节提出的复数 Curvelet 变换对大小为  $N \times N$  的含噪图像进行分解,得到一系列复系数  $y_l (1 \leq l \leq L)$ 。同一尺度下,由复系数的实部和虚部分别构成实部复系数子带和虚部复系数子带;

(2)对每一尺度下的实部复系数子带和虚部复系数子带分别应用非高斯双变量模型对信号系数进行估计。

(3)利用去噪后复数信号系数的估计值,按照 2.3 节的算法,进行逆向复数 Curvelet 变换,得到去噪后图像。

## 4 实验结果分析

为了验证文本算法对不同类型噪声去噪的有效性,选择大小分别为  $512 \times 512$  和  $256 \times 256$  的标准测试图像 Barbara(B)和 House(H)分别进行实验。实验环境为 AMD Athlon  $64 \times 2$  2.0 GHz 双核处理器+2 GB 内存。测试图像分别叠加均方差为 20、30、40 的高斯白噪声(localvar, L)、均方差为 0.1、0.2、0.3 的斑点噪声(speckle, S)和噪声密度分别为 0.05、0.1、0.2 的椒盐噪声(salt&pepper, SP),并与 Curvelet99 硬阈值去噪方法(C99-hard)<sup>[2]</sup>、第二代 Curvelet 变换域 shift block 阈值去噪(C05-shift block)<sup>[3]</sup>、Curvelet 变换域隐马尔可夫树模型去噪(C99-HMT)<sup>[12]</sup>进行对比实验。各去噪算法均选取 4 层分解,本文算法邻域窗选取  $3 \times 3$  大小。文献[13]和[14]分析了斑点噪声属于乘性噪声,因此对于叠加有斑点噪声的测试图进行去噪实验前需要进行对数变换,通过对数变换把乘性噪声转化为加性噪声,然后应用以上的各算法进行去噪实验,对去噪后图像再进行指数变换。表 1 列出了本文算法与其他算法对以上 3 种类型噪声去噪后图像峰值信噪比(PSNR)的比较以及相关算法的平均时耗。图 3 为叠加均方差为 30 的高斯白噪声时各种方法对 Barbara 去噪后的局部效果图。图 4 为叠加 10% 的椒盐噪声时各种方法对 House 去噪后的局部效果图。

文献[15]对比分析了零均值高斯噪声和椒盐噪声的特点,认为被高斯噪声污染的像素灰度值相对原始图像波动较小,而被椒盐噪声污染的像素灰度值相对原始图像波动较为剧烈,在去噪过程中椒盐噪声的干扰要比零均值高斯噪声更为严重<sup>[15]</sup>。斑点噪声在去噪初始经对数变换转换为类似零均值高斯噪声,因此,从表 1 可看出,在各

级别噪声标准差下,用不同实验方法对零均值高斯噪声和斑点噪声去噪后 PSNR 值变化明显,本文去噪法的 PSNR 分别比传统 Curvelet 去噪法和 Curvelet 域 HMT 去噪法平均提高 3.6 dB 和 1.9 dB;而由于椒盐噪声的干扰,图 4 的各算法去噪后图像整体较模糊,且各去噪算法的 PSNR 变化不大,本文去噪法的 PSNR 分别比传统 Curvelet 去噪法和 Curvelet 域 HMT 去噪法平均提高 1.4 dB 和 0.6 dB;对于各类噪声而言,本文算法比传统 Curvelet 去噪法和 Curvelet 域 HMT 去噪法平均整体分别高 2.9 dB 和 1.5 dB,说明本文算法对降低不同种类和不同信噪比的图像噪声有较强的适应性。从表 1 数据中还可以看出,第二代 Curvelet 变换去噪法执行时间远小于 Curvelet99 去噪,但去噪效果与 Curvelet99 相当,本文去噪算法的执行时间均高于 Curvelet99 去噪、Curvelet05 去噪,同复杂的 HMT 参数训练相比,本文算法在计算效率具有明显优势。

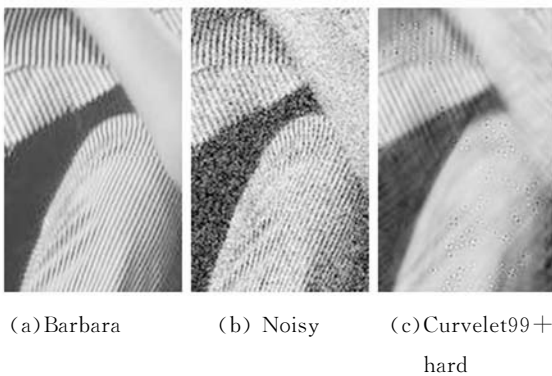
从图 3 和图 4 的去噪后效果图来看,Curvelet99 硬阈值去噪法、第二代 Curvelet 变换域 shift block 阈值去噪均存在较严重的“划痕”(图 3(c)、(d)和图 4(c)、(d))和“嵌入污点”(图 3(c)、(d))现象,原因在于第二代 Curvelet 变换和 Curvelet 变换均缺乏平移不变性,在变换域存在频谱混叠现象。比较 Curvelet99 的硬阈值和 Curvelet05 的 shift block,基于复杂 HMT 模型的 Curvelet 去噪的 PSNR 具有显著提高,但同样因 Curvelet 变换域存在频谱混叠而使得滤波后图像存在“小尺寸的嵌入污点”(图 3(e));另一方面,由于 Curvelet 变换域频谱混叠和 HMT 过平滑的问题,在椒盐噪声的干扰下,Curvelet 变换域 HMT 去噪造成了门窗边缘变形和模糊加剧。本文提出的复数 Curvelet 变换,由于采用具有近似移不变性能的复数小波变换代替小波变换,并用改进的 Radon 变换避免了原 Radon 变换中一维傅里叶反变换在频域中采样不足的缺陷,因而本文的复数 Curvelet 变换具有抗混叠性。本文去噪方法,在充分利用复数 Curvelet 变换的抗混叠性能的同时,又采用能很好描述信号系数层间相关性的非高斯双变量模型对复数 Curvelet 系数在实部系数和虚部系数分别进行建模,因而在图

像的各级噪声实验中均取得了更高的 PSNR 值,同时显示了最佳的视觉效果,既避免了重构图像中出现“划痕”、“嵌入污点”等,同时表现出对手臂轮廓、衣服纹理、门窗边缘等具有更好的保护能力。

表 1 不同算法对各种噪声的去噪效果比较 (PSNR)

Tab.1 PSNRs of denoised images with different algorithms and different type noises

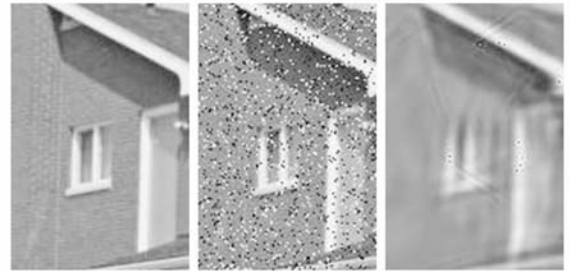
T	I	$\sigma$ or %	noisy	C99+ hard	C05+shift block	C99+ HMT	Proposed method
B	L	20	22.13	25.5	25.49	27.74	29.07
		30	18.61	24.45	24.43	26.67	27.71
		40	16.12	23.84	23.83	25.53	26.84
		Average	time (s)	51	4	223	57
H	L	20	22.18	29.83	29.88	31.77	33.34
		30	18.62	28.42	28.47	30.55	32.51
		40	16.14	27.43	27.40	29.45	31.72
		Average	time (s)	11	1.5	40	15
B	L	0.1	25.94	27.63	27.66	29.43	31.93
		0.2	20.09	24.83	24.85	27.11	28.15
		0.3	16.82	23.68	23.76	23.98	26.04
		Average	time (s)	49	4	222	54
A	H	0.1	24.93	30.75	30.82	31.78	34.65
		0.2	18.97	28.32	28.49	29.67	32.24
		0.3	15.79	26.40	26.54	27.61	30.37
		Average	time (s)	10	1.5	38	14
B	L	5%	18.31	23.11	23.18	24.25	25.36
		10%	15.28	22.40	22.49	23.37	24.48
		20%	12.72	20.71	20.80	22.11	21.29
		Average	time (s)	50	4	220	55
SP	H	5%	18.56	26.12	26.15	26.78	27.57
		10%	15.56	25.32	25.42	25.94	26.63
		20%	14.73	24.83	24.92	25.23	25.75
		Average	time (s)	11	1.5	39	15



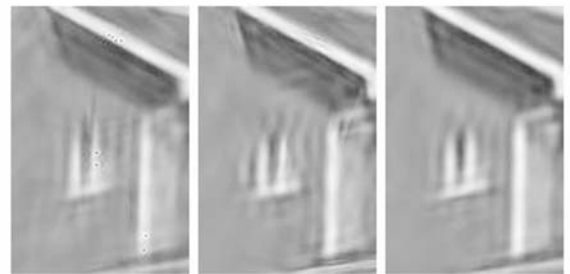
(d)Curvelet05+ (e) CurveletHMT (f) Proposed shift block method

图 3 不同算法对 Barbara 的去噪结果(localvar+ $\sigma=30$ )

Fig.3 Denoised Barbara images with different algorithms(localvar + $\sigma=30$ )



(a)House (b) Noisy (c) Curvelet99+hard



(d)Curvelet05+ (e) CurveletHMT (f) Proposed shift block method

图 4 不同算法对 House 的去噪结果(salt&pepper,10%)

Fig.4 Denoised House images with different algorithms(salt&pepper,10%)

## 5 结 论

本文提出了一种非高斯双变量模型复数 Curvelet 变换图像降噪新方法。采用具有近似移不变性的双树复数小波变换代替原 Curvelet 变换中的小波变换,并用改进的 Radon 变换避免了

原 Radon 变换中一维傅里叶反变换在频域中采样不足的缺陷,从而保证了新的复数 Curvelet 变换具有抗混叠性能。充分利用信号系数层间相关性强而噪声系数层间相关性弱的特点,采用非高斯双变量模型对复数 Curvelet 变换域复系数的实部和虚部系数分别进行建模,并通过 Bayesian MAP 估计器对信号系数进行估计,从而实现降噪目的。实验结果表明,无论是 PSNR 指标还是视觉效果,本文方法的去噪性能均好于传统的 Curvelet 去噪和 Curvelet 域 HMT 去噪。对于高斯噪声和斑点噪声,本文去噪法的 PSNR 分别比

传统 Curvelet 去噪法和 Curvelet 域 HMT 去噪法平均提高 3.6 dB 和 1.9 dB;对于椒盐噪声,本文去噪法的 PSNR 分别比传统 Curvelet 去噪法和 Curvelet 域 HMT 去噪法平均提高 1.4 dB 和 0.6 dB;对于各类噪声,本文算法比传统 Curvelet 去噪法和 Curvelet 域 HMT 去噪法平均整体分别高 2.9 dB 和 1.5 dB,说明本文算法对降低不同种类和不同信噪比的图像噪声有较强的适应性。本文方法能避免重构图像中出现“划痕”和“嵌入污点”,在有效去噪的同时,可以很好地保护图像边缘和细节。

### 参考文献:

- [1] CANDES E J, DONOHO D L. Curvelet a surprisingly effective nonadaptive representation for object with edges[C]. C. Rabut A, Cohen, L. L. Schumaker. *Curves and Surfaces*. Nashville, TN: Vanderbilt University Press, 2000:105-120.
- [2] STACK J L, CANDES E J, DONOHO D L. The Curvelet transform for image denoising[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2002, 11(6):670-684.
- [3] CANDES E J, DEMANET L, DONOHO D L, et al. Fast discrete Curvelet transforms[J]. *Applied and Computational Mathematics*, California Institute of Technology, 2005:1-43.
- [4] 张强,郭宝龙.应用第二代 Curvelet 变换的遥感图像融合[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(7):1130-1136. ZHANG Q, GUO B L. Fusion of remote sensing images based on second generation Curvelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7):1130-1136. (in Chinese)
- [5] 焦李成,谭山.图像的多尺度几何分析:回顾和展望[J]. *电子学报*, 2003, 31(12A):1975-1981. JIAO L CH, TAN SH. Development and prospect of image multiscale geometric analysis[J]. *ACTA, Electronic Sinica.*, 2003, 31(12A):1975-1981. (in Chinese)
- [6] 隆刚,肖磊,陈学俭. Curvelet 变换在图像处理中的应用综述[J]. *计算机研究与发展*, 2005, 42(8):1331-1337. LONG G, XIAO L, CHEN X Q. Overview of the applications of Curvelet transform in image processing [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2005, 42(8):1331-1337. (in Chinese)
- [7] 丁宁,周新志.基于改进多孔算法的时间序列预测[J]. *系统仿真学报*, 2007, 19(17):4082-4085. DING N, ZHOU X ZH. Time series forecasting based on improved a trous algorithm[J]. *Journal of System Simulation*, 2007, 19(17):4082-4085. (in Chinese)
- [8] 肖小奎,黎绍发.加强边缘保护的 Curvelet 图像去噪[J]. *通信学报*, 2004, 25(2):9-15. XIAO X K, LI SH F. Edge-preserving image denoising method using Curvelet transform[J]. *Journal of China Institute of Communications*, 2004, 25(2):9-15. (in Chinese)
- [9] KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform; a new technique for shift invariance and directional filters [C]. *IEEE Signal Processing Society eds. Proceedings of the 8th IEEE Digital Signal Processing Workshop, Bryce Canyon UT, USA*, 1998.
- [10] SENDUR L, SELESNICK I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2002, 50(11):2744-2756.
- [11] CHANG S G, BIN Y, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(9):1532-1546.
- [12] 金海燕,焦李成,刘芳.基于 Curvelet 域隐马尔可夫树模型的 SAR 图像去噪[J]. *计算机学报*, 2007, 30(3):491-497. JIN H Y, JIAO L CH, LIU F. SAR image denoising based on Curvelet domain Hidden Markov tree models[J]. *Chinese Journal of Computer*, 2007, 30(3):491-497. (in Chinese)
- [13] 李新忠,岱钦,王希军,等.多尺度小波降噪的数字散斑相关搜索[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(1):

57-62.

LI X ZH, DAI Q, WANG X J, *et al.*. Digital speckle correlation method of multi-scale wavelet noise reduction[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1): 57-62. (in Chinese)

- [14] 耿则勋, 王振国. 改进的天文斑点图像高清晰重建方法[J]. 光学精密工程, 2007, 15(7): 1151-1156.  
GENG Z X, WANG ZH G. Modified high definition reconstruction algorithm of astronomical

speckle images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(7): 1151-1156. (in Chinese)

- [15] 王明佳, 张旭光, 韩广良, 等. 自适应权值滤波消除图像椒盐噪声的方法[J]. 光学精密工程, 2007, 15(5): 779-783.  
WANG M J, ZHANG X G, HAN G L, *et al.*. Elimination of impulse noise by auto-adapted weight filter[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(5): 779-783. (in Chinese)

#### 作者简介:



闫河(1972—), 男, 陕西勉县人, 工学博士, 副教授, 主要从事图像处理、模式识别、人工智能方面的研究。E-mail: cqyanhe@163.com

刘加伶(1963—), 女, 重庆人, 硕士, 副教授, 主要从事图像数据库等领域的研究。E-mail: jiall\_cq@hotmail.com

赵明富(1964—), 男, 重庆人, 工学博士, 教授, 主要从事测试计量技术及仪器、智能信息处理、自动化检测与传感技术等方面的研究。E-mail: zmf@cqit.edu.cn

潘英俊(1948—), 男, 四川雅安人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为光电测控与传感技术、智能机器人触觉传感技术、信息光学等。E-mail: pyj@cqu.edu.cn

(本栏目编辑: 白雨虹)

#### ●下期预告

## DC~30GHz 并联接触式 RF MEMS 开关的设计与制造

侯智昊, 刘泽文, 李志坚

(清华大学微电子学研究所, 北京 100084)

对适用于 DC~30GHz 频率应用的并联接触式 RF MEMS 开关的设计与制造进行了研究。利用低应力电镀 Au 桥膜作为上电极, 实现了接触电极之间的 Au-Au 接触。使用 Boro 浮法玻璃作为衬底, 内置射频信号与驱动电极旁路的隔离电阻, 并且通过对上电极桥膜与 CPW 间距的优化设计, 使其具有较低的插入损耗。所设计制造的并联接触式 RF MEMS 开关的下拉电压为 60 V, 上下电极的接触电阻为 0.1  $\Omega$ 。插入损耗为 -0.03 dB@1GHz, -0.13 dB@10 GHz 和 -0.19 dB@20GHz, 在 DC~30 GHz, 其插入损耗都 < -0.5 dB; 隔离度为 -47 dB@1 GHz, -30 dB@10 GHz 和 -25 dB@20 GHz, 并且, 在 DC~30GHz 其隔离度都 > -23 dB。测试结果表明, 所设计的并联接触式 RF MEMS 开关适于在 DC~30 GHz 应用, 是一种应用频率范围较宽的 RF MEMS 开关。