

文章编号:1001-9081(2010)05-1351-05

# 基于多小波—非采样 Contourlet 变换的自适应阈值图像去噪方法

雷浩鹏, 李 峰

(长沙理工大学 计算机与通信工程学院, 长沙 410114)

(leihaopeng@163.com)

**摘 要:**为抑制 Contourlet 变换的非平移不变性和冗余性给图像去噪所带来的图像失真等缺陷,提出一种新的基于多小波—非采样 Contourlet 变换和基于 Bayes Shrink 的自适应阈值去噪算法:首先利用多小波对图像进行多尺度分解并结合非下采样方向滤波器组进行方向分解,接着根据分解所得到的各方向子带的关系,改进了 Bayes Shrink 自适应阈值取值方法,对图像进行去噪处理。实验结果表明:该算法去噪后图像的信噪比(SNR)与已有算法相比,有了明显的提高,有效地抑制了原 Contourlet 变换所造成的伪 Gibbs 现象,更好地保留了图像的细节信息。

**关键词:**多小波—非采样 Contourlet 变换;图像去噪;自适应阈值;Bayes Shrink 方法

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A

## Image de-noising algorithm using adaptive threshold based on multi-wavelet nonsubsampling Contourlet transform

LEI Hao-peng, LI Feng

(College of Computer and Communication Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha Hunan 410114, China)

**Abstract:** To constrain the drawback of the image de-noising due to the lack of translation invariance and redundancy of original Contourlet transform, a new image de-noising algorithm was proposed based on multi-wavelet nonsubsampling Contourlet transform and Bayes Shrink adaptive threshold, which used multi-wavelet for multi-scale decomposing and nonsubsampling filter banks for multi-direction decomposing, then improved Bayes Shrink adaptive threshold method according to the relation among decomposed sub bands. The experimental results show that the Signal-to-Noise Ratio (SNR) values of the de-noising images are improved significantly compared with the existing algorithm. The proposed algorithm has reduced pseudo-Gibbs phenomena effectively and preserved more details and edge information of the image.

**Key words:** multi-wavelet nonsubsampling Contourlet transform; image de-noising; adaptive threshold; Bayes Shrink method

## 0 引言

图像去噪是图像处理研究领域中的一个热点问题,去噪效果的好坏直接影响到对图像后续所做的处理。可是一些传统的图像去噪算法如维纳滤波器在去除图像噪声的同时也模糊了图像某些重要的细节信息,效果并不理想。近年来应用最广泛的去噪算法是由 Donoho 所提出的小波阈值法<sup>[1]</sup>,可是小波变换只拥有有限的方向,不是最优的图像稀疏表示方式。Do 等人提出了一种新的多尺度几何变换——Contourlet 变换<sup>[2]</sup>。Contourlet 变换具有很强的方向性和各向异性,是一种真正的图像二维表示方法,在图像去噪领域中已经得到了很好的应用。可是由于 Contourlet 变换采取了下采样操作,缺乏平移不变性,且具有 4/3 的冗余度,会产生伪 Gibbs 现象,使去噪后的图像失真<sup>[3]</sup>。Cunha 等人利用非下采样滤波器组,对原 Contourlet 变换进行了改进,提出了非下采样 Contourlet 变换 (NonSubsampled Contourlet Transform, NSCT)<sup>[4]</sup>,克服了原 Contourlet 变换缺乏平移不变性的缺陷,可此算法并没有减少变换的冗余度,仅适用于数据冗余量要求不高的图像去噪,效果有时并不如已有的小波去噪法 Eslam 结合小波低冗余的特点用单小波代替原 Contourlet 变

换中的 LP 分解,提出了小波—Contourlet 变换 (Wavelet-based Contourlet transform, WBCT)<sup>[5]</sup>,此算法解决了冗余度的问题,可是由于单小波的一些天生缺陷,利用其对图像进行多尺度分解时会引入视觉误差<sup>[6]</sup>。近年来,由 Goodman 等人建立的多小波以有紧支撑性、对称性和正交性等特点<sup>[7]</sup>,已在图像处理领域中得到了广泛的应用,多小波能比单小波为图像提供更加精确的分析方法,消除单小波所带来的视觉误差。本文在上述这些研究基础之上,利用多小波和 NSCT 中的非下采样方向滤波器组构造出一种新的非采样 Contourlet 变换:多小波—非采样 Contourlet 变换 (MWNSCT),并证明了此变换具有平移不变性。将此变换应用于对图像去噪之中,并根据各子带之间的关系,改进 Bayes Shrink 阈值公式,使之能够自适应调整各子带图像最优的去噪阈值。实验结果显示:利用此算法对图像去噪并与一些已有去噪算法相比能保留更多的图像边缘和细节信息,有更高的信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR),视觉效果也较为理想。

## 1 非采样 Contourlet 变换

Contourlet 变换是小波变换的一种新扩展,它将多尺度分析和方向分析分拆进行,与小波变换相比,它能用更少的系数

收稿日期:2009-10-10;修回日期:2010-01-07。

基金项目:湖南省高等学校科学研究重点项目(08A001);湖南省教育厅科学研究项目(07C083)。

作者简介:雷浩鹏(1986-),男,江西南昌人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别、小波分析;李峰(1964-),男,湖南长沙人,教授,博士,主要研究方向:图像处理、模式识别、小波分析。

表达光滑的曲线,逼近图像的几何结构<sup>[7]</sup>。原始 Contourlet 变换由拉普拉斯塔式 (Laplacian Pyramid, LP) 变换和方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 两部分组成。LP 变换用来对输入图像进行多尺度分解以捕获“奇异点”;DFB 将 LP 分解得到的每一级的高频图像进行  $n$  级二叉树分解,把频域划分为  $2^n$  楔形子带。变换的最终结果用类似于轮廓段的基结构来逼近原图像<sup>[8]</sup>。图 1 给出了 Contourlet 对图像进行变换的示意图。

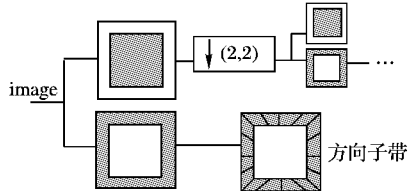


图1 Contourlet 变换示意图

NSCT 用非采样塔状滤波器 (NonSubsampled Pyramid, NSP) 代替 LP 变换对图像进行多尺度分解,NSP 为类似于采用 à trous 算法设计成的非采样小波变换,不存在下采样过程,具有平移不变性。而 NSDFB 则与 DFB 相似,将图像频谱划分为不同方向的楔形区域,但是 NSDFB 取消了 DFB 中的下采样过程,变换后所得到的各子带图像之间具有相同大小的尺度<sup>[9]</sup>。图 2 为两级树结构的四通道 NSDFB 分解示意图,其中第一级为双通道扇形滤波器组  $U_0(z), U_1(z)$ , 第二级滤波器  $U_0(z^Q), U_1(z^Q)$  通过对第一级的扇形滤波器上采样得到,两级滤波器结合起来就实现了 4 个方向的分解。

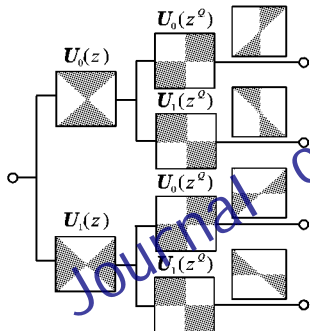


图2 四通道 NSDFB 分解结构

## 2 多小波—非采样 Contourlet 变换的设计

本文将多小波—非采样 Contourlet 变换 (MWNSCT) 的构造过程分为两步:首先用多小波变换代替 Contourlet 变换中的 LP 变换进行多尺度分解去除由 LP 分解所带来的数据冗余;第二步用非采样滤波器 (NSDFB) 代替传统的方向滤波器组 (DFB) 对第一阶段多小波分解所得到的除低频子带图像块以外所有的高通子带进行方向分解,保证其平移不变性。具体过程如下。

### 2.1 图像的多小波分解

多小波是由  $r \geq 2$  的尺度函数  $\{\varphi_k(x)\}_{1 \leq k \leq r} \in L^2(R)$  和相应的小波函数  $\{\psi_k(x)\}_{1 \leq k \leq r} \in L^2(R)$  伸缩平移生成。为消除多小波分解所带来的离散性,运用多小波对图像采取尺度分解之前首先要对输入图像进行预滤波,本文采取的是 GHM 多小波滤波器,所以有所选择的低通滤波器  $h_i$  和高通滤波器  $g_i (i = 0, 1, 2, 3)$  如下所示:

$$h_0 = \begin{bmatrix} 3\sqrt{2}/10 & 4/5 \\ -1/20 & -3\sqrt{2}/20 \end{bmatrix}, h_1 = \begin{bmatrix} 3\sqrt{2}/10 & 0 \\ 9/20 & \sqrt{2}/2 \end{bmatrix}$$

$$h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 9/20 & -3\sqrt{2}/20 \end{bmatrix}, h_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1/20 & 0 \end{bmatrix}$$

$$g_0 = \begin{bmatrix} -1/20 & -3\sqrt{2}/20 \\ \sqrt{2}/20 & 3/10 \end{bmatrix}, g_1 = \begin{bmatrix} 9/20 & -\sqrt{2}/2 \\ -9\sqrt{2}/20 & 0 \end{bmatrix}$$

$$g_2 = \begin{bmatrix} 9/20 & -3\sqrt{2}/20 \\ 9\sqrt{2}/20 & -3/10 \end{bmatrix}, g_3 = \begin{bmatrix} -1/20 & 0 \\ -\sqrt{2}/20 & 0 \end{bmatrix}$$

预滤波完成之后,便可对图像进行相应的多小波分解,分解后所得到的各频率子带分布如下所示:

$$\begin{bmatrix} L_1 L_1 & L_2 L_1 & H_1 L_1 & H_2 L_1 \\ L_1 L_2 & L_2 L_2 & H_1 L_2 & H_2 L_2 \\ L_1 H_1 & L_2 H_1 & H_1 H_1 & H_2 H_1 \\ L_1 H_2 & L_2 H_2 & H_1 H_2 & H_2 H_2 \end{bmatrix}$$

图像经多小波分解后可得到 16 个子图像块,例如其中  $L_1 H_2$  表示图像在水平方向经过第 2 个小波的高通滤波和在垂直方向经过第 1 个小波的低通滤波。图像经单小波分解只会生成一个低频子图像,而在多小波分解中则得到一个低频图像块,它包括一个  $2 \times 2$  的子区间,由 4 幅子图像组成,只有最高层的 4 个低频图像是完全的低频图像,即  $\begin{bmatrix} L_1 L_1 & L_2 L_1 \\ L_1 L_2 & L_2 L_2 \end{bmatrix}$ , 其余子图像中均含有高频成分,可以保留其高频部分作为下一步进行方向分解的子带图像。用多小波作尺度分解与单小波和 LP 滤波器相比,多小波分解具有平移不变性和良好的方向选择性,提高了尺度分解的精度,更好地保护了图像的边缘和纹理等细节信息,图 3 为 Lena 图像经多小波分解后所得到的效果图。



图3 多小波分解效果

### 2.2 MWNSCT 的构造

图像经过多小波分解后已被变换到了不同的频段中,其中包括 4 个低频子图像 (1 个低频子图像块), 12 个高频子图像 (分为 3 个不同方向的高频子图像块), 将高频子块图像输入 NSDFB 中,本文所采用的方向滤波器组是经过梅林变换并进行调制得到  $l$  级最大平坦菱形滤波器组<sup>[10]</sup>,在第  $l$  级的方向滤波器之中,则可对应有  $2^l$  个等价分析滤波器  $H_k^{(l)}(z)$ 、合成滤波器  $G_k^{(l)}(z)$  和采样矩阵  $Q_k^{(l)} (0 \leq k < 2^l, z = (z_1, z_2, \dots, z_r)^T)$ , 则  $Q_k^{(l)}$  定义为<sup>[11]</sup>:

$$Q_k^{(l)} = \begin{cases} \begin{bmatrix} 2^{l-1} & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, & 0 \leq k < 2^{l-1} \\ \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2^{l-1} \end{bmatrix}, & 2^{l-1} \leq k < 2^l \end{cases} \quad (1)$$

为了保证图像能够完全重构,滤波器需满足:

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \quad (2)$$

设  $\{S_k^{(l)}(n - Q_k^{(l)}m) \mid 0 \leq k < 2^l, m \in \mathbf{Z}^n, n \in \mathbf{Z}^n\}$  为合成滤波器  $G_k^{(l)}(z)$  的冲激响应,当滤波器完全重构时,输出和输入信号还需满足式(3):

$$\hat{x}(n) = x(n) = \sum_{k=0}^{2^l-1} \sum_{m \in \mathbf{Z}^n} \varphi(m) S_k^{(l)}(n - Q_k^{(l)}m) \quad (3)$$

其中  $\varphi(m)$  为所分解的方向子带。 $l$  级的方向滤波器组分解和重构结构如图4所示。

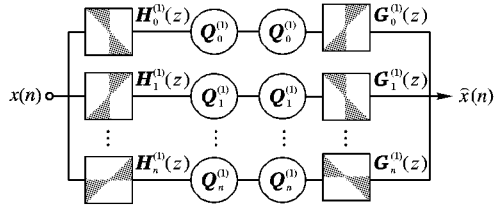


图4  $l$  级的方向滤波器组结构图

下面则需要根据式(3)确定分解后各方向子带的基函数。在离散多小波变换中所定义的  $r$  重多分辨分析为:

$$V_j = \text{span} \{2^{\frac{j}{2}} \varphi_i(2^j x - k) : 1 \leq i \leq r, k \in \mathbf{Z}\}; \quad j \text{ 为分解尺度} \quad (4)$$

记为:  $\cdots V_{j-1} \subset V_j \subset V_{j+1} \cdots$ 。设  $W_j$  为  $V_j$  在  $V_{j+1}$  的正交子补空间,则  $W_j$  所生成的 Riesz 基可记为  $\psi(x) = \{\psi_1(x), \psi_2(x), \cdots, \psi_r(x)\}^T$ 。

在本文中  $W_j$  的基函数为多小波分解的 12 个高频子图像块, 即为:  $\psi(x) = \{\psi_{j,L_1H_1}(x), \psi_{j,L_1H_2}(x), \cdots, \psi_{j,H_2H_1}(x), \psi_{j,H_2H_2}(x)\}^T$ 。则小波空间可记为  $W_j = W_{j,L_1H_1} \oplus W_{j,L_1H_2} \oplus \cdots \oplus W_{j,H_2H_1} \oplus W_{j,H_2H_2}$ , 对 12 个小波空间采用  $l_j$  层方向滤波, 可得到  $2^{l_j}$  个方向子带, 记为  $W_{j,(subband)}^{l_j,k}$ , 则它们在第  $k$  个方向子带空间与小波空间的关系则为:

$$\begin{cases} W_{j,L_1H_1} = \bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} W_{j,L_1H_1,k}^{l_j} \\ W_{j,L_1H_2} = \bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} W_{j,L_1H_2,k}^{l_j} \\ \vdots \\ W_{j,H_1H_2} = \bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} W_{j,H_1H_2,k}^{l_j} \\ W_{j,H_2H_2} = \bigoplus_{k=0}^{2^{l_j}-1} W_{j,H_2H_2,k}^{l_j} \end{cases} \quad (5)$$

如此方向子带空间的基函数为:

$$\eta_{j,(subband)}^{l_j}(n) = \sum_{n \in \mathbf{Z}} S_k^{(l_j)}(n - Q_k^{(l_j)}m) \psi_{j,(subband)}(n); \quad subband = L_1H_1, L_1H_2, \cdots, H_1H_2 \quad (6)$$

则可以得到:  $\{\eta_{j,L_1H_1}^{l_j}(n), \eta_{j,L_1H_2}^{l_j}(n), \cdots, \eta_{j,H_1H_2}^{l_j}(n)\}$  是子空间  $W_{j,k}^{l_j}$  的一组正交基。由此也可以证明 MWNSCT 是一种多尺度和多方向的变换。

下面证明 MWNSCT 同时保证了 NSCT 中的平移不变性。由于多小波变换是平移不变的,若对  $x(n)$  进行像素级平移  $m'$ , 则有:  $\psi_{j,(subband)}(n) = \psi_{j,(subband)}(n - 2^j m')$  ( $subband = L_1H_1, L_1H_2, \cdots, H_1H_2$ ), 则其第  $k$  个方向子带基函数可表示为:

$$\eta_{j,(subband)}^{l_j}(n) = \sum_{n \in \mathbf{Z}} S_k^{(l_j)}(n - Q_k^{(l_j)}m) \psi_{j,(subband)}(n) = \sum_{n \in \mathbf{Z}} S_k^{(l_j)}(n) \psi_{j,(subband)}(n - 2^j Q_k^{(l_j)}m) =$$

$$\eta_{j,(subband)}^{l_j}(n - 2^j Q_k^{(l_j)}m); \quad subband = L_1H_1, L_1H_2, \cdots, H_1H_2 \quad (7)$$

如此可推得在子空间  $W_{j,k}^{l_j}$  中:  $x(n) \iff x(n - 2^j Q_k^{(l_j)})$ , 从而可以推出 MWNSCT 也同时满足平移不变性。

图5显示了 zoneplate 图像经过 3 级 MWNSCT 分解后得到的子带图像系数分布结果图。

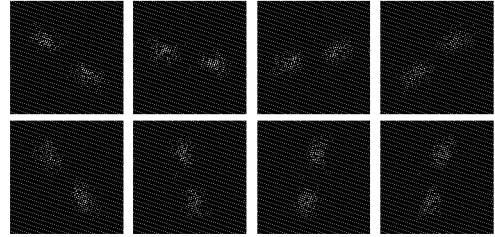


图5 zoneplate 图像 MWNSCT 后的系数 (分解尺度为 3)

### 3 基于 MWNSCT 的自适应阈值去噪

对一幅含噪图像经过 MWNSCT 后,可得到不同尺度和方向下的子带图像,即可得到一组变换系数  $W_{i,j}, W_{i,j}$  中包含着图像的噪声系数,下面则需要选取合适的阈值将变换域中的噪声系数分离出来。阈值选取的方法有很多种,本文采取的是由 Chang 等人提出的基于 Bayes Shrink 的自适应阈值法<sup>[12]</sup>,由于分解后所得的子带图像的噪声强度在各个尺度上不一样,为了保留更多的图像的高频细节信息,本文根据各子带图像的关系对 Bayes Shrink 的自适应阈值选取公式进行了改进。

设对含噪图像  $I_{\text{noise}}(x,y)$  进行  $j$  层,  $2^l$  方向分解的 MWNSCT,可得到一组 MWNSCT 的变换系数  $W_{i,j}$ , 变换后的系数由真实信号的变换系数和噪声系数两部分组成。与小波和原始 Contourlet 变换相似, MWNSCT 系数也可用广义高斯分布 (Generalized Gaussian Distribution, GGD) 公式来描述:

$$GG_{\beta, \sigma_X}(x) = C(\beta, \sigma_X) \exp[-(\alpha(\beta, \sigma_X) |x|^\beta)] \quad (8)$$

其中  $\sigma_X$  是标注方差。Chang 等人对这种 GGD 模型的阈值进行了研究,求出在 Bayes 风险最小的条件下所得噪声去除阈值为:

$$\lambda_{\text{Bayes}} = c \frac{\sigma_n^2}{\sigma_X} \quad (9)$$

其中:  $c$  为可调因子;  $\sigma_n^2$  是噪声方差;  $\sigma_n^2$  可由  $\hat{\sigma}_n = \text{Median}(|w_{i,j}|)/0.6475$  求得,  $w_{i,j}$  为第一层分解的高频系数;  $\sigma_X$  在分解中随着尺度和方向变换而变换,因此需要根据各尺度方向子带图像进行局部估计。对于第  $l$  层、 $k$  方向的子带,根据最大似然估计,可推得<sup>[12]</sup>:

$$\hat{\sigma}_x^{(l,k)} = \max \left( \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_{i,j}^2(l,k) - \hat{\sigma}_n^2, 0 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

$M$  和  $N$  为子带图像长度和宽度,则子带阈值为:

$$\lambda_{l,k} = c \frac{\hat{\sigma}_n^2}{\hat{\sigma}_x^{(l,k)}} \quad (11)$$

式(11)为 Bayes Shrink 自适应阈值公式,可是此式并没有考虑到同一尺度下不同方向之间子带的联系,虽然图像的边缘和细节信息与图像噪声一样都具有高频的特性,可是经过 MWNSCT 后图像边缘的系数能量分布集中,幅值较大,相对应的子带系数绝对值之和较大;而噪声对应的变换系数能量分散,且幅值较小,对应于系数绝对值之和较小的子带区域。根据此能量特性可以对式(11)作进一步的改进。

计算同一尺度  $l$  各个方向下的系数平均值,则第  $l$  层第  $k$



个方向子带系数的平均值为:

$$I_{l,k} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N w_{i,j}^2(l,k) \quad (12)$$

计算各个尺度下子带系数平均值:

$$I_l^{\text{average}} = \left( \sum_{k=1}^n I_{l,k} \right) / n; \text{共 } n \text{ 个方向} \quad (13)$$

定义第  $l$  层各方向子带权重比系数为:

$$\eta = I_l^{\text{average}} / I_{l,k} \quad (14)$$

则本文所使用的自适应阈值公式则可定义为:

$$\lambda_{l,k}(\text{adapot}) = \eta \lambda_{l,k} \quad (15)$$

确定子带系数权重比的好处就是可以根据子带图像能量的分布特性调整去噪阈值:对于边缘区域,能量越集中,则  $\eta$  越大,这时就可以减小阈值来保留更多的系数;相反对噪声区域,能量分散,则  $\eta$  越小,这时可以增加阈值来去掉更多的噪声。

选定阈值后,便是选取合适的阈值函数分离噪声。阈值的处理方法分为硬阈值和软阈值法:软阈值方法处理的信号整体连续性好,可是精度有所下降;硬阈值方法则很好地保留了图像的边缘特征,但重构信号会产生震荡现象。本文采用的是软硬阈值折中的办法进行噪声消除:

$$w_\lambda = \begin{cases} [\text{sign}(w)](|w| - T)\lambda, & |w| \geq T \\ 0, & |w| < T \end{cases}; \lambda \in (0,1) \quad (16)$$

当  $\lambda$  分别为 0 和 1 时式(16)即成为硬阈值和软阈值估计方法;  $0 < \lambda < 1$  时,该方法估计出来的值介于软、硬阈值方法之间,去噪效果比硬、软阈值法都要好。

综上所述,本文提出的基于 MWNSCT 的自适应阈值去噪算法步骤总结如下:

- 1) 对含噪图像进行 MWNSCT;
- 2) 对每个高频子带系数,根据式(9)和式(10)分别估计噪声方差和当前子带系数的信号方差,根据式(11)求出 Bayes Shrink 的自适应阈值,利用式(14)求出  $\eta$  值,从而依据式(15)得到每个子带自适应的阈值;
- 3) 利用软硬阈值折中法对各尺度、方向子带系数进行处理;
- 4) 进行逆变换,得到消噪后的重构图像。

## 4 实验结果分析

为了验证本文算法的有效性和优越性,选取了三幅大小  $512 \times 512$  的 Lena、Barbara 和 Peppers 图像对本文算法进行仿真实验,对图像分别加入不同噪声方差水平下的高斯白噪声后利用小波阈值法、Contourlet 变换(CT)和 WBCT 对图像进行处理并进行去噪后图像效果的比较。本实验编程软件为 Matlab 7.0,运行环境为 Pentium 4 2.93 GHz,512 MB RAM。实验中小波阈值法采用 db4 小波,CT 和 WBCT 中的滤波器组为 Daubechies 9/7 滤波器组,本文提出的 MWNSCT 算法则选择 GHM 多小波系统以及选取经梅林变换所得到的最大平坦菱形滤波器组<sup>[14]</sup>作方向分解,对图像进行 4 层分解,方向数为 [4 8 8 16],采用式(13)的 Bayes Shrink 自适应阈值公式对子带系数进行处理。用信噪比 SNR 作为衡量去噪效果的指标。图 6 和图 7 给出了 Lena 图像在  $\sigma = 10$  和 Barbara 图像在  $\sigma = 20$  的噪声方差水平下,利用各算法所处理得到的效果,表 1 则给出了各种算法去噪后的信噪比。

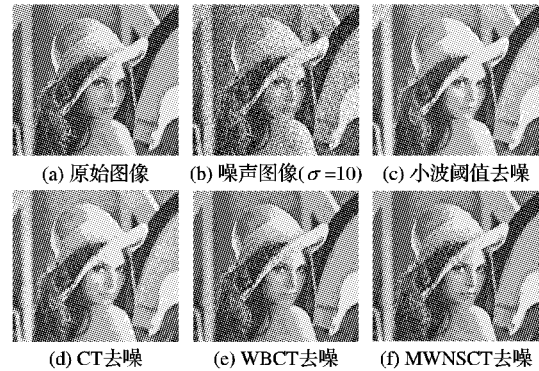


图 6 Lena 图像去噪效果比较



图 7 Barbara 图像去噪效果比较

表 1 采用各种方法去噪后的 SNR 值

图像	$\sigma$	去噪方法				
		加噪	小波	Contourlet	WBCT	MWNSCT
Lena	10	28.14	31.26	31.21	32.24	33.50
	20	22.13	28.21	28.34	30.51	32.16
	30	18.63	26.52	27.13	29.67	31.20
	40	16.13	24.90	25.11	27.23	29.08
Barbara	10	28.17	29.64	29.73	31.58	32.97
	20	22.15	26.25	26.31	28.17	30.56
	30	18.63	24.36	24.45	26.81	28.39
	40	16.14	23.09	23.18	25.24	27.63
Peppers	10	28.17	31.32	31.45	33.72	35.20
	20	22.15	28.61	28.73	30.86	32.53
	30	18.63	26.53	26.62	28.37	29.94
	40	16.13	25.47	25.53	26.81	28.70

从表 1 和图 6、7 的实验结果中可以看出,CT 和小波阈值去噪的 SNR 值比较接近,可是从图(c)和图(d)也可以看出,由于 CT 存在着非平移不变性,会使图像失真,所以 CT 去噪后的视觉效果有时还不如小波。WBCT 利用了小波能够较好地保护图像细节的特性,所以 SNR 值比前两种算法都要高,从实验结果图也可以看到在一些边缘和细节信息的保持上比前两种算法都要清晰。而本文算法与小波、CT 和 WBCT 这三种传统去噪算法相比,去噪后的效果明显最优,SNR 值与 WBCT 相比平均提高 1.8 dB,较 CT 和小波则平均提高 3.2 dB。而且从视觉效果上来看,CT 所产生的伪吉布斯现象已基本消失,比 WBCT 则保留了更多的图像细节,如: Lena 图像中帽子上的羽毛、Barbara 图像中人的眼廓和围巾等纹理细节较丰富的信息。主要原因可以归结为:本算法所采用的多小波作尺度分解比 WBCT 所采用的单小波更好地捕捉到了图像局部的细节信息,所采用的非采样滤波器组和子带阈值的自适应调整,不但使整个变换具有平移不变性的特点,而且对含有图像

更多细节信息的子带图像予以了更多地保留,恢复了图像的边缘轮廓,而且经图像分解后的子带图像含有相同尺寸的大小,也更易于处理。本文算法的缺陷则是执行速度较慢,不如前三种算法,而且对分解后所得到系数处理也比较简单,这些都需作进一步的改进。

## 5 结语

本文结合多小波和非采样 Contourlet 变换特点提出了一种新的多尺度、多方向变换,结合多小波自身的特点能够有效地消除原 Contourlet 变换中的冗余性和非平移不变性,并且根据分解图像所得到的子带图像,在 Bayes Shrink 的基础上运用自适应阈值法消除图像噪声。实验表明本文算法优于一些传统算法,提高了去噪图像的 SNR 值,更多保留了图像细节和边缘信息,具有较好的视觉效果。

### 参考文献:

- [1] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613–627.
- [2] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: An efficient directional multi-resolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091–2106.
- [3] BRADLEY A P. Shift-invariance in the discrete wavelet transform [C]// Proceedings of 7th International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Sydney, Australia: The University of Queensland, 2003. 29–38.
- [4] CUNHA A L, ZHOU JIANGPING, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: Theory, design, and applications [J]. IEEE

Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089–3101.

- [5] ESLAMI R, RADHA H. Wavelet-based Contourlet transform and its application to image coding [C]// ICIP '04: Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Press, 2004: 8554–8556.
- [6] 董巍,石光明.改进的轮廓小波变换及其图像去噪应用研究[D].西安:西安电子科技大学,2007.
- [7] GOODMAN T N T, LEE S L. Wavelet of multiplicity [J]. Transactions of the American Mathematical Society, 1994, 342(1): 639–654.
- [8] 徐华南,刘哲,胡钢. Contourlet 变换及其在图像去噪中的应用研究[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(2): 401–405.
- [9] 梁栋,殷兵,于梅,等. 基于非抽样 Contourlet 变换的自适应阈值图像增强算法[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 527–530.
- [10] da CUNHA A L, ZHOU JIANGPING, DO M N. Nonsubsampling Contourlet transform: Filter design and application in denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 31(1): 2158–2161.
- [11] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: An efficient directional multi-resolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091–2106.
- [12] CHANG S G, YU BIN, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532–1546.
- [13] da CUNHA A L. Nonsubsampling contourlet transform toolbox [EB/OL]. (2005-11-03) [2009-08-12]. [http://www.ifp.uiuc.edu/cunhada/nsct\\_toolbox.zip](http://www.ifp.uiuc.edu/cunhada/nsct_toolbox.zip).

(上接第 1311 页)

在同时对两个型号任务的该类软件进行确认测试时,我们采用了面向复用的测试用例设计过程和基于复用的软件测试模型相结合的策略。首先采用面向复用的测试用例设计过程,对这类软件在不同型号任务中的需求进行了测试需求共性分析(见 2.1)和测试策略分析(见 2.2),设计了可复用的测试用例(见 2.3)并请有关专家对其评审(见 2.4),建立了一个初步的可复用测试用例库。在此基础上,采用基于复用的软件测试模型。首先分析两个型号任务各自的测试需求和测试策略,并定义了各任务需要的测试用例。然后从初步的可复用测试用例库中提取出测试用例,对其进行补充完善,对没有覆盖到的测试需求设计了新的测试用例,分别形成满足各任务要求的测试用例集。最后对两个型号任务的该类软件分别进行了测试。在任务重、时间紧、人员少的情况下,高质量按时完成了测试任务。在测试结束后,对可复用测试用例进行了分析总结,形成该类软件正式的可复用测试用例库,供其他同类软件测试查询使用。

## 6 结语

测试用例设计是软件测试中重要的一个环节。作为一种无形的有价值资产,测试用例复用是可行的和必要的。本文认为可复用测试用例具有通用性、有效性、独立性、标准化和完整性五大特性,并逐特性进行了分析;本文提出了面向复用的测试用例设计过程和基于复用的软件测试模型,以及可复用测试用例的描述要素,从而解决了可复用测试用例的系统描述、规范设计和有效使用的问题,并为基于复用的软件测试的工程化管理提供了管理框架。

### 参考文献:

- [1] 徐仁佐,陈斌,陈波,等. 构造面向对象软件可复用测试用例的模式研究[J]. 武汉大学学报:理学版, 2003, 49(5): 592–596.
- [2] 芮素娟. 基于 XML 的测试用例复用研究[D]. 重庆:西南大学, 2006.
- [3] 尚冬娟,郝克刚,葛玮,等. 软件测试中的测试用例及复用研究[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(1): 69–72.
- [4] 张江河. 软件测试用例复用研究[D]. 西安:西北大学, 2005.
- [5] 邵正隆,白晓颖,赵冲冲. 面向复用的测试设计模型的研究与实现[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(11): 2150–2155.
- [6] 楚旺,钱德沛. 利用体系结构的建模方法支持测试设计的重用[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2005, 33(Z1): 186–188.
- [7] 张玉彬,谢康林. 测试用例的设计和复用[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(1): 23–24.
- [8] FOLKERTS M, LAMEY T, EVANS J. Common test patterns and reuse of test designs [EB/OL]. [2009-08-06]. <http://msdn.microsoft.com/en-us/library/cc514239.aspx>.
- [9] 杨凌燕. 可复用的测试用例管理系统的开发[D]. 上海:华东师范大学, 2009.
- [10] 张选刚,刘如松. 软件复用 in 航空嵌入式软件测试中的应用研究[J]. 航空计算技术, 2009, 39(3): 87–91.
- [11] 郭双雷,梁金兰. 自动测试系统软件框架的设计与实现[J]. 计算机测量与控制, 2009, 17(1): 224–227.
- [12] 卜国峰,孙志刚,丁小良. 软件测试用例的复用研究[J]. 四川兵工学报, 2009, 30(5): 124–126.
- [13] GJB/Z 141-2004. 军用软件测试指南[S], 2004.
- [14] SHALLOWAY A, TROTT J R. 设计模式解析[M]. 徐言声,译. 2版. 北京:人民邮电出版社, 2007.