

文章编号:1000-582X(2010)08-023-06

多尺度和多方向特征的图像去噪

陈建军,田逢春,邱宇,李显利

(重庆大学通信工程学院 重庆 400044)

摘要:提出一种基于多尺度和多方向的自适应图像阈值去噪方法。先对图像进行非下采样 Contourlet 变换得到不同尺度和不同方向上的变换系数,然后根据变换系数特征,引入尺度和方向阈值因子,用分解尺度系数的均值和区域能量表示图像的纹理信息。在相同分解尺度下,区域能量越大,表示该方向具有更多的纹理信息,阈值应该设置就越低,反之阈值就越大。根据尺度和方向阈值因子,自适应地确定图像去噪的阈值。最后对变换系数进行反变换,实现图像去噪。实验结果表明,与小波变换和 Contourlet 变换相比,保留了更多的图像轮廓细节,提高了图像的质量。

关键词:变换系数;阈值;小波变换;尺度

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Multi-scale and multi-orientation features for image de-noising

CHEN Jian-jun, TIAN Feng-chun, QIU Yu, LI Xian-li

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: An adaptive algorithm for image de-noising is proposed based on the multi-scale and multi-orientation features. The coefficients in different scales and different directions are obtained by image decomposition using the nonsubsampling contourlet transform. Then thresholds functions are adaptively set with these coefficients. The texture of the image information is introduced by using the mean of decomposition scale and the energy of regional. The greater the energy, the more information of the texture while the same decomposition scales, the smaller the threshold is set. On the contrary, the greater the threshold is set. After the de-noising and then reconstruction of these coefficients, image de-noising is implemented. Compare to the wavelet transform threshold and contourlet transform threshold, the nonsubsampling contourlet transform pick up the image detail better and improve the quality of the image.

Key words: transform coefficient; threshold; wavelet transform; scale

小波变换克服了经典傅立叶变换不能同时表现局部信号时频域特征的缺点,但小波变换用于图像处理时,其二维变换基的支撑区域为矩形,这种多分辨率的表达方式能高效地表示点奇异性,但是无法高效地逼近图像固有的奇异曲线^[1-4]。为了克服小波变换的这一局限性,近年来 M. N. Do 等人提出

Contourlet 变换图像处理算法,实现了一种多分辨率、多尺度和多方向性的图像轮廓细节表示方法,得到比小波变换更好的图像处理效果^[5-9]。

但是 Contourlet 变换本身缺乏平移不变性,信号的不连续点在处理过程中会产生伪吉布斯现象,导致图像失真^[8-10]。M. N. Do 等人又提出非下采样

收稿日期: 2010-05-10

基金项目: 国家高技术研究发展 863 计划资助项目 (No. 2008AA01Z202); 重庆市自然科学基金资助项目 (No. 2009BB2359); 中国博士后科学基金资助项目 (No. 20080430096); 中央高校基本科研业务费资助 (CDJRC10160004)。

作者简介: 陈建军(1978-),男,重庆大学博士研究生,主要从事图像处理方向研究,(Tel)60781954;(E-mail)cjj@cqu.edu.cn。

的 Contourlet 变换^[11] (nonsampled contourlet transform, NSCT), 其变换结构是基于一个非下采样的塔型结构和非下采样的方向滤波器组, 具有平移不变性, 提高了图像处理的视觉效果。在图像去噪处理过程中, NSCT 变换同小波变换一样存在阈值选择的问题, 阈值选择是去噪效果的关键问题。

近年来很多学者提出了许多图像阈值去噪方法, 但是大多与尺度无关。Donoho 等人提出了与尺度相关的阈值方法^[9], 根据尺度的不同自适应地选择一个阈值, 这种阈值选取方法在较精细尺度上确定较高的阈值, 而在较粗糙的尺度上确定较小的阈值, 能够根据尺度的不同自适应地改变域值大小。但是这种阈值的选取仅仅考虑系数所在的尺度, 没有考虑 NSCT 在各尺度下的不同方向系数上具有能量分布不同的特殊情况。综合利用非下采样 Contourlet 变换在各个分解尺度和各尺度不同方向能量系数, 提出自适应阈值的图像去噪方法, 得到更好的视觉效果和更高的 PSNR 值以及 SSIM 值。

1 非下采样 Contourlet 变换理论

为了获得平移不变性, 非下采样的 Contourlet 变换是由非下采样塔状滤波器 (nonsampled pyramid, NSP) 和非下采样方向滤波器组 (nonsampled directional filter banks, NSDFB) 构成^[11]。首先由 NSP 对输入图像进行塔形分解, 分解为高通和低通 2 个部分, 然后由 NSDFB 将高频子带分解为多个方向子带, 低频部分继续进行如上分解。NSCT 是一种平移不变、多尺度和多方向性的快速变换。

1.1 非下采样金字塔分解

非下采样 Contourlet 变换第一部分为非下采样金字塔分解。每一次低通滤波以后需要对滤波器进行填零的上采样, 系数为零的数目随着滤波次数的增加而增加, 好像滤波系数之间出现了直径越来越大的孔一样, 采样的步骤被改变滤波器的步骤取代, 实现非下采样金字塔分解, 分解为高通和低通 2 个部分, 图 1 表示 3 个尺度的 NSP 的分解。

1.2 非下采样方向滤波器组 (NSDFB)

非下采样 Contourlet 变换的第二部分为非下采样方向滤波。NSDFB^[6-8] 由扇形滤波器组、钻石滤波器组、象限滤波器组和平行滤波器组构成。NSCT 的第一级分解需要扇形滤波器和钻石滤波器, 构成双通道滤波器, 如图 2 左边 $U_0(z)$ 和 $U_1(z)$ 所示, 图中黑色部分表示允许频率通过部分。扇形滤波器和钻石滤波器可以通过调制 π 来相互转换。

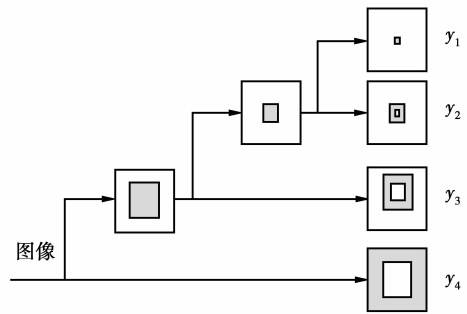


图 1 3 个尺度的 NSP 的分解

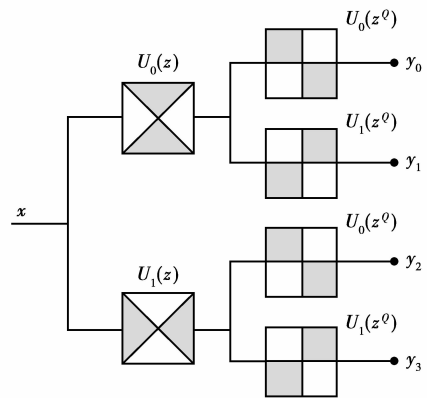


图 2 NSDFB 分解结构

NSCT 的第二级分解需要象限滤波器, 如图 2 右边所示。象限滤波器根据扇形滤波器组或钻石滤波器组旋转 45° 得到, 即对扇形滤波器组或钻石滤波器组进行 $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 采样得到。由扇形滤波器组和钻石滤波器组变换得到的象限滤波器组构成了 NSCT 两级树状的 4 通道分解结构, 如图 2 所示。NSCT 的第三级以及更高级的分解由平行滤波器组构成, 得到三级树状结构的 8 通道以及 2 次幂的更多通道。平行滤波器组是对扇形滤波器或钻石滤波器分别采用 $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$ 采样得到。这样, 非下采样方向滤波器组的结构就为

- 1) 先经过扇形滤波器和钻石滤波器组将图像分为 2 个方向的子带;
- 2) 再经过扇形滤波器和象限滤波器组将图像分为 4 个方向的子带;
- 3) 然后经过平行滤波器组得到 8 个甚至更多不同方向的子带。

方向滤波器组本身并不适合于图像低频部分的处理, 因此 NSCT 中首先通过 NSP 分解将图像的低频部分移除, 只对图像高频部分进行方向滤波。图像的 NSP 连续地对低频图像进行子带分解,

NSDFB 连续地对高频部分进行方向子带分解,便能有效“捕获”方向信息。非下采样 Contourlet 变换如图 3 所示。其通过 1 层的树状结构的分解,有效地将信号分成了 2^1 个子带。

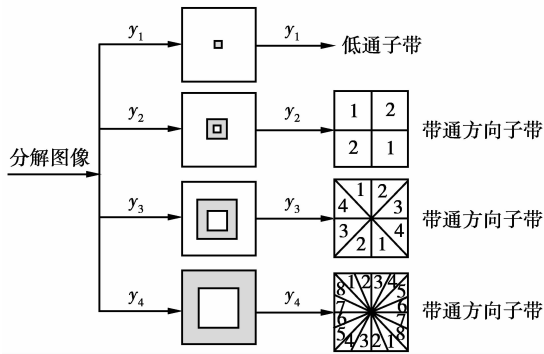


图 3 NSCT 各尺度频域分割结果

由于 NSCT 以轮廓段的方式逼近原始图像,分解后的系数相当稀疏,绝大部分系数幅值接近零,幅值较大的系数往往聚集在轮廓边缘附近,且在尺度间有一定的相关性。图 4 是标准 Lena 图像经过 3 层塔式分解,方向数分别为 2,4,8 的 NSCT 变换后得到的分解图像。

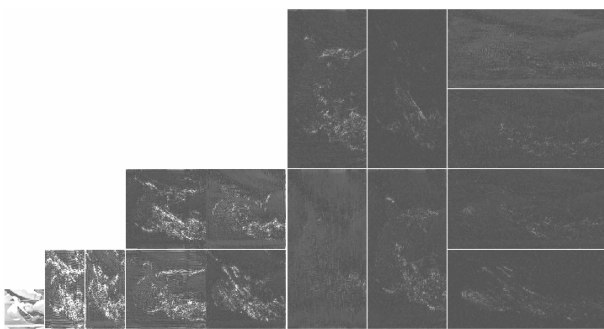


图 4 Lena 图像的非下采样 Contourlet 分解

2 基于多尺度和多方向性的阈值处理算法

由 NSCT 的变换特性可知,NSCT 仅对滤波器进行采样操作,而对图像没有下采样和上采样操作,所有的图像分解子带都和原图像的大小相同,这样使得 NSCT 具有平移不变性,因此在图像的分解和重构过程中不会产生频谱混叠。由于 NSCT 以轮廓段的方式逼近原始图像,分解后的系数相当稀疏,绝大部分系数幅值接近零,幅值较大的系数往往聚集在轮廓边缘附近,且在尺度间有一定的相关性。噪声图像 I 的 NSCT 变换可以表示成

$$NSCT_k I = \sum_{j,k \in M_1} [I, \psi_k^j] \psi_k^j + \sum_{j,k \in M_2} [I, \psi_k^j] \psi_k^j = \sum_{j,k \in M_1} c_k^j \psi_k^j + \sum_{j,k \in M_2} c_k^j \psi_k^j. \quad (1)$$

这里的 $c_k^j = [I, \psi_k^j]$ 是 NSCT 的变换系数, ψ_k^j 是母函数, M_1 指多尺度分解的低频部分, M_2 指多尺度分解的高频部分,式中的 k 为分解尺度, K 是分解的总尺度数, $k=0, \dots, K$ 。 j 表示第 k 尺度中的第 j 个分解方向, $j=1, \dots, J$, J 为第 k 层分解的总的方向数。如果能充分利用 NSCT 各尺度分解的方向系数之间的特点,适应调节分解系数阈值,并将其应用于图像去噪,能更好的保留了图像的纹理和细节,并能获得更好的图像去噪效果。

由于高斯白噪声经变换后仍是白噪声,能量分布在所有的变换域系数上,所以噪声经 NSCT 后在第 k 尺度的各个方向的能量可以认为是近似相等的,与方向无关。噪声随着尺度增大将迅速衰减,而代表图像细节的系数则相对稳定。期望图像变换系数 C_k^j 和能量在某个方向越大,说明图像在这个方向上的纹理细节比较多,对这个方向上的阈值应该设置的较低,这样能保留比较多的纹理细节;相反,如果系数 C_k^j 和能量在某个方向越小,说明图像在这个方向上的纹理细节比较少,对这个方向上的阈值应该设置的较高,这样能提高图像去噪效果。

根据 Donoho 多尺度图像分解的阈值选取方法: $S(k) = \sigma \sqrt{2 \ln(M \times N)} \times 2^{\frac{(k-K)}{2}}$, 其中 $M \times N$ 是图像的像素个数, σ 是噪声标准差的大小。虽然 $S(k)$ 对不同尺度已经设置了不同的阈值,但是 NSCT 除了多尺度分解外,在同一尺度层中还具有不同的分解方向数,会引起系数 C_k^j 在各个方向上不同。引入方向因子 $m_k^j(m, n)$, 并设置图像的阈值为 $T = S(k) \times m_k^j(m, n)$

$$m_k^j(m, n) = 1 - \frac{\overline{C}_{avk}^j(m, n) \times [1 + e_k^j(m, n)]}{\max\{\overline{C}_{avk}^j(k, m, n) \times [1 + e_k^j(m, n)]\}} \quad (2)$$

式中 $\overline{C}_{avk}^j(m, n)$ 表示图像分解的第 k 层的第 j 个方向系数的均值, $e_k^j(m, n)$ 表示第 k 层的第 j 个方向的区域能量。如果均值 $\overline{C}_{avk}^j(m, n)$ 和区域能量 $e_k^j(m, n)$ 越大,表明该区域具有更多的纹理信息,方向因子 $m_k^j(m, n)$ 的值就越小,同时阈值 T 也就越小,能保留更多的纹理细节。从图像阈值 $T = S(k) \times m_k^j(m, n)$ 可以看到,阈值 T 与尺度和方向 2 个因素有关

1) 与阈值 T 的总分解尺度数 K 有关。当分解的总尺度数 K 确定后,每一层分解系数的均值 $\overline{C}_{avk}^j(m, n)$ 就确定了,这时如果每层的方向分解越

多,每一方向上分解得到的均值 $\bar{C}_{awk}^j(m,n)$ 就越小,得到的纹理信息越小。因此分解的总尺度数 K 在一定条件下,均值 $\bar{C}_{awk}^j(m,n)$ 越小,信息就越小,方向因子 $m_k^j(m,n)$ 反而越大,阈值 T 也就越大。

2)与方向因子 $m_k^j(m,n)$ 中的区域能量 $e_k^j(m,n)$ 有关。当分解的总尺度数 K 确定后,每一尺度的系数均值 $\bar{C}_{awk}^j(m,n)$ 就确定了,但是每一尺度不同方向的区域能量 $e_k^j(m,n)$ 不同,能量越大,表示该方向具有更多的纹理信息,方向因子 $m_k^j(m,n)$ 的值就越小,同时阈值 T 也就越小。由于方向因子 $m_k^j(m,n) < 1$,所以 $S(k) \times m_k^j(m,n) < S(k)$,这样保留的非下采样 Contourlet 变换的系数越多,所以不会过度“扼杀”变换系数,同时在不同尺度和不同方向上自适应地调整了图像的阈值,进行阈值处理后得出的结果与小波变换和 Contourlet 变换阈值算法进行比较,图像去噪的质量到了较大的提高,尤其针对纹理细节比较丰富的图像效果更明显。

自适应多尺度和多方向阈值去噪的思想是:带噪图像 I 经过非下采样 Contourlet 变换,不但把尺度分解的特征体现在阈值中,而且把多方向分解的特征也体现在自适应阈值中,得到阈值去噪后的估计图像 \hat{I}

$$I = \sum_{M_1} c_k^j \psi_k^j + \sum_{M_2} T(c_k^j) \psi_k^j, \quad (3)$$

这里的 M_1 指多尺度分解的低频部分, M_2 指多尺度和多方向分解的高频部分, $T(c_k^j)$ 是包含尺度和方向特征的阈值方法。这种把多尺度分解和多方向分解的特征同时体现在阈值中的思想,适用于具有多尺度和多方向分解的变换方法中,具有一般性。

3 基于 NSCT 的图像去噪算法步骤

根据上述分析,综合利用非下采样 Contourlet 变换提取图像轮廓细节的特性,并提出多尺度多方向分解的阈值去噪算法,具体算法步骤为:

1)非下采样 Contourlet 变换经过一个非下采样塔形滤波器组(NSP)和非下采样多方向滤波组(NSDFB)的分解将图像分解为一系列子带,得到不同尺度不同方向上的变换系数 C_k^j 。

2)计算 Donoho 多尺度去噪阈值

$$S(k) = \sigma \sqrt{2 \ln(M \times N)} \times 2^{\frac{(k-K)}{2}}. \quad (4)$$

其中 σ 是采用中位数估计法,即 $\sigma = \text{Median}[|C_{j,k}^i|]/0.6745$ 。其中 C_k^j 为带噪图像分解的第 k 层的第 j 个方向系数, $M \times N$ 是图像像素大小。

3)求出各个尺度各个方向系数的均值 $\bar{C}_{awk}^j(m,n)$ 和相应的第 k 层中第 j 个方向的能量的 $e_k^j(m,n)$,

计算方向因子

$$m_k^j(m,n) = 1 - \frac{\bar{C}_{awk}^j(m,n) \times [1 + e_k^j(m,n)]}{\max\{\bar{C}_{awk}^j(k,m,n) \times [1 + e_k^j(m,n)]\}} \quad (5)$$

4)计算图像阈值 $T = S(k) \times m_k^j(m,n)$,对图像系数 C_k^j 进行阈值处理,得到预期处理系数 \hat{C}_k^j ,然后进行非下采样 Contourlet 反变换得到去噪后的重建图像。

4 实验结果与分析

为了验证算法的正确性和有效性,先用峰值信噪比(PSNR)作为图像质量的客观评价标准,然后用结构相似性(SSIM)来作为客观评价标准。PSNR 反映了图像之间的像素灰度相似程度。对于 8 bit 图像,其计算式为

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10}(255/\text{RMSE}), \quad (6)$$

其中:255 是灰度图像的最大灰度值;RMSE 代表原始图像 $f(x,y)$ 与处理后图像 $\hat{f}(x,y)$ 之间的误差均方根,其定义为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2 / (M \times N)}. \quad (7)$$

实验中把 512×512 的 Lena、Barbara 和 Boat 标准灰度图像作为测试图像,加入均值为零,方差分别为 15,25,35 的高斯白噪声。对 Wavelet 阈值的去噪算法、Contourlet 阈值的去噪算法、循环 Contourlet 阈值的去噪算法和非下采样 Contourlet 自适应阈值的去噪算法分别进行比较。实验中 Wavelet 去噪算法用“9-7”小波对图像进行 3 层小波分解;Contourlet 变换^[10]和循环 Contourlet 变换选择“9-7”塔式分解和方向滤波器组进行 3 层分解^[12],方向数分别为 2,4,8;NSCT 阈值算法同样选择“9-7”塔式分解和方向滤波器组进行 3 层分解,方向数分别为 2,4,8。表 1 是带噪图像分别经过不同算法得到的 PSNR 值。图 5 是噪声 $\sigma^2 = 25$ 时,Lena 图像去噪后的局部结果,图 6 是噪声 $\sigma^2 = 15$ 时,Barbara 图像去噪后的局部结果。

从实验结果中可以得出如下结论

1)充分图像自身的纹理细节,不但充分利用多尺度分解的尺度信息而且充分利用方向相关信息,自动地设置阈值,在 PSNR 上优于 Wavelet 阈值去噪算法和 Contourlet 阈值去噪算法。NSCT 方法比 Wavelet 阈值方法的 PSNR 高 0.8~5 dB,比 Contourlet 阈值和循环 Contourlet 阈值的 PSNR 高 0.1~2 dB。

表 1 含噪图像和去噪图像的 PSNR 比较

图像	噪声方差	噪声图像	小波 阈值去噪	Contourlet 阈值去噪	循环 Contourlet 阈值去噪	NSCT 阈值去噪
Lena	15	24.60	28.71	28.65	29.32	31.27
	25	20.15	27.39	27.60	28.69	29.73
	35	17.64	25.10	25.56	27.25	28.08
Barbara	15	24.59	25.53	25.25	27.09	28.43
	25	20.17	24.29	24.95	26.01	26.11
	35	17.55	22.06	23.75	25.26	25.64
Boat	15	24.61	27.70	27.48	28.44	29.34
	25	20.27	26.08	26.69	28.05	28.18
	35	17.44	21.64	23.95	25.82	26.67

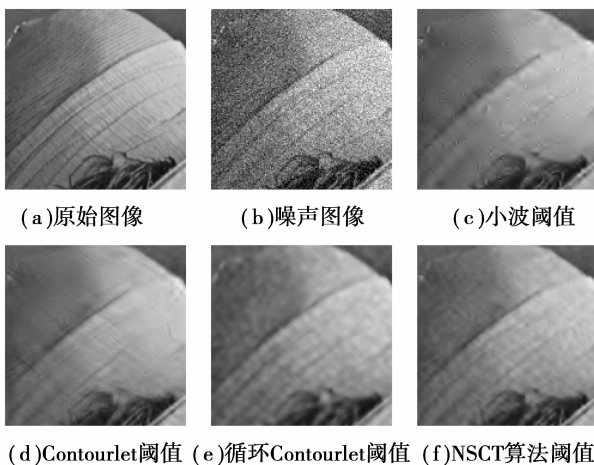


图 5 噪声 $\sigma^2 = 25$ 的 Lena 图像去噪后的局部结果

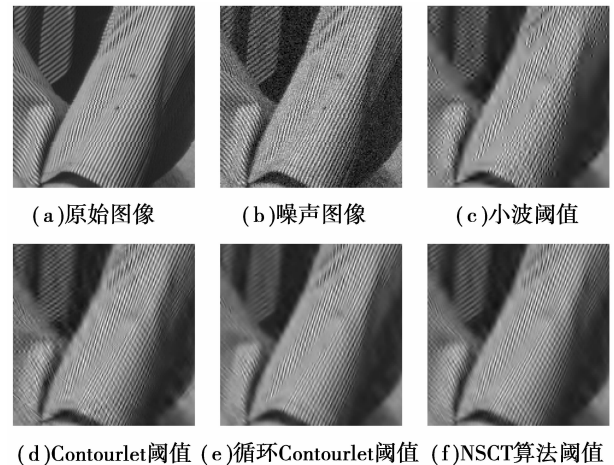


图 6 噪声 $\sigma^2 = 15$ 的 Barbara 图像去噪后的局部结果

2) 算法具有平移不变性,在金字塔滤波器和方向滤波器中无下采样,在奇异性方面消除了 Gibbs 现象的视觉失真,能很好地恢复图像的纹理细节信息。如 Lena 的帽沿、发丝,Barbara 裤子上的纹理。而 Contourlet 变换在拉普拉斯金字塔滤波器和方向滤波器中需要下采样,所以具有 Gibbs 现象的视觉失真,虽然通过平移不变循环方法减小了失真程度,但是同时对图像造成了一定的模糊。

3) NSCT 自适应阈值算法在每个尺度下的方向数比 Contourlet 算法小,提高了计算速度。而且算法在金字塔滤波器和方向滤波器中无下采样,比 Contourlet 算法具有更好的视觉效果和更高的 PSNR 值。

为了进一步验证算法的正确性和有效性,采用图像结构对比度 (SSIM) 的客观评价标准对图 6 的图像处理结果做进一步比较^[13]。SSIM 的数学表达

式定义如下

$$SSIM = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma, \quad (8)$$

其中 $l(x, y), c(x, y)$ 和 $s(x, y)$ 分别是图像的亮度对比函数,对比度对比函数和结构对比函数,参数 $\alpha > 0, \beta > 0$ 和 $\gamma > 0$ 用于调整 $l(x, y), c(x, y)$ 和 $s(x, y)$ 之间的相对权重。实验中为了简化,采用 $\alpha = 1, \beta = 1, \gamma = 1$ 。表 2 是图 6(b),图 6(c),图 6(d),图 6(e)和图 6(f)相对于图 6(a)的 PSNR 和 SSIM 值。

从表 2 中的 SSIM 结果和 PSNR 结果可以得到,所提出方法的图像处理的质量是最高的,同时从图 6 的视觉效果上看,特别是图 6 中间的领带部分,采用方法与原图更接近,纹理的走向也一致,边缘比较清晰。所以无论从 PSNR 和 SSIM 的客观评价标准,还是从视觉效果上,方法保持了更多的纹理和细节。因此多尺度和多方向特性进行自适应图像阈值去噪的方法是有效的。

表 2 图像去噪结果的 SSIM 和 PSNR(dB)比较

评价指标 \ 比较	图(b)与原图(a)比较	图(c)与原图(a)比较	图(d)与原图(a)比较	图(e)与原图(a)比较	图(f)与原图(a)比较
PSNR/dB	24.59	25.53	25.25	27.09	28.43
SSIM	0.797 8	0.681 8	0.716 2	0.721 4	0.757 3

5 结 语

根据 NSCT 多尺度和多方向的特点,自适应地选择不同的阈值进行图像去噪,尺度信息和方向信息都体现在 NSCT 的阈值 T 中。由于在不同尺度和不同方向上自适应的调整了图像的阈值,进行阈值处理后得出的结果与小波和 Contourlet 变换算法进行比较,NSCT 自适应阈值方法改善了图像的视觉效果,不但峰值信噪比得到了提高,而且结构相似度也得到了提高,说明采用研究方法进行图像去噪的有效性。

参考文献:

- [1] FIROIU I, NAFORNITA C, BOUCHER J M, et al. Image denoising using a new implementation of the hyperanalytic wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2009, 58(8): 2410-2416.
- [2] MARK M, NICK K. Image denoising using derotated complex wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2008, 17(9): 1500-1511.
- [3] WEYRICH N, WARHOLA G T. Wavelet shrinkage and generalized crossvalidation for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Proc. 1998, 7(1): 82-90.
- [4] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Transactions on Image Proc. 2000, 9(9): 1532-1546.
- [5] CHENG K O, LAW N F, SIU W C. A novel fast and reduced redundancy structure for multiscale directional filter banks[J]. IEEE Transactions on Image Proc. 2007, 16(8): 2058-2068.
- [6] ESLAMI R, RADHA H. Wavelet-based contourlet transform and its application to image coding [J]. International Conference on Image Processing, 2004, 5: 3189-3192.
- [7] DUNCAN D P, MINH N D. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [8] RAMIN E, HAYDER R. Translation-invariant contourlet transform and its application to image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(11): 3362-3374.
- [9] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41: 613-62.
- [10] MINH N D, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image Representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [11] ZHOU J P, MINH N D. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [12] RAMIN E, HAYDERRADH A. The contourlet transform for image denoising using cycle spinning[C] // Signals, Systems and Computers, the Thirty-Seventh Asilomar Conference. [s. l.]: IEEE, 2003, 11(2): 1982-1986.
- [13] ZHOU W, ALAN C, HANMID B, et al. Image quality assessment: from error measurement structural similarity[J]. IEEE Transactions on image processing, 2004, 13(4): 600-613.

(编辑 侯 湘)