

一种新的结合非下采样 Contourlet 与自适应全变差的图像去噪方法

武晓玥 郭宝龙 李雷达

(西安电子科技大学智能控制与图像工程研究所 西安 710071)

摘 要: 该文提出了一种新的结合非下采样 Contourlet 变换(NSCT)和自适应全变差模型的图像去噪方法。首先通过 NSCT 对含噪图像进行分解,根据高斯比例混合(GSM)模型建立图像模型;然后利用贝叶斯估计进行图像去噪,重构后得到初次去噪图像;最后,结合自适应全变差模型对初次去噪图像进行重构滤波,得到最终的去噪图像。实验结果表明,该方法可以有效地消除图像中的 Gibbs 伪影及噪声,在去噪图像峰值信噪比(PSNR)和边缘保持性能上都优于已有的算法。

关键词: 图像处理;非下采样 Contourlet 变换;自适应全变差;高斯比例混合模型

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)02-0360-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2008.01830

A New Image Denoising Method Combining the Nonsampled Contourlet Transform and Adaptive Total Variation

Wu Xiao-yue Guo Bao-long Li Lei-da

(Institute of Intelligent Control & Image Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: This paper presents a new image denoising scheme by combining the NonSubsampled Contourlet Transform (NSCT) and adaptive total variation model. The original image is first decomposed using NSCT and the image model is built based on Gaussian Scale Mixtures (GSM) model. Then the image noises are removed using Bayesian estimation, producing the preliminary denoised image after reconstruction. Then the preliminary primary denoised image is further filtered using the adaptive total variation model, producing the final denoised image. Experiments show that the proposed scheme can remove Gibbs-like artifacts and image noise effectively. Besides, it outperforms the existing schemes in regard of both the Peak-Signal-to-Noise-Ratio (PSNR) and the edge preservation ability.

Key words: Image processing; NonSubsampled Contourlet Transform(NSCT); Adaptive total variation; Gaussian Scale Mixtures(GSM) model

1 引言

由于图像往往在采集或传输的过程中受到噪声污染,因此,图像去噪始终是计算机视觉和图像处理领域中一个根本和广泛的研究课题。而去除图像中噪声的关键是保存重要的影像特征并有效抑制噪声。目前,计算调和分析和偏微分方程的去噪方法是解决这类问题的有效工具^[1,2]。

在计算调和和分析领域,常见的图像去噪方法是小波阈值收缩方法。由于小波变换具备良好的时频特性和多分辨率特性,所以小波阈值去噪方法被广泛应用于各种去噪处理中。但小波展开的系数不是稀疏的,影响了它的逼近误差。而 Cunha 等提出的非下采样 Contourlet 变换 (NSCT)^[3]去掉了 Contourlet 变换(CT)^[4,5]变换中的采样操作,由非下

采样多级分解和非下采样多级方向滤波器组成,具有平移不变性,能够更好地对图像进行稀疏表示。因此,对于数据冗余量要求不高的图像处理任务(如去噪),能得到更加理想的结果,且设计更加灵活。

偏微分方程图像去噪通常分为两类,即热扩散方程法和能量泛函极小化变分法。全变差模型便是一种基于能量泛函极小化变分的方法。过去,偏微分方程和计算调和和分析领域的多尺度分析方法均是各自独立地发展。最近,已有学者对二者在图像处理方面的关系进行了研究,发现这两类方法可以有效结合起来,并从一种新的角度来进行图像去噪方面的研究,如偏微分方程滤波可以有效去除多尺度阈值去噪产生的 Gibbs 伪影,而多尺度阈值去噪可以更好地保存图像边缘和细节信息^[6,7]。如果有效地结合并利用二者的优点,可以得到比较理想的去噪效果。但目前,二者结合的去噪方法在消除 Gibbs 伪影,保存边缘和纹理等图像信息方面仍存在较多

2008-12-30 收到, 2009-10-22 改回

国家自然科学基金(60802077)资助课题

通信作者: 武晓玥 javajarod@163.com

的问题。

本文提出了一种结合 NSCT 和自适应全变差 (TV) 去噪算法。算法的核心是利用 NSCT 分解子带的方向性特点以及分解系数的几何分布关系, 建立高斯比例混合 (GSM) 图像模型, 通过贝叶斯估计得到去噪模型, 然后利用自适应全变差模型对处理后的图像结果进行滤波, 有效地去除图像中的噪声, 保留图像细节。实验结果表明, 该方法能有效地去除图像中的噪声和 Gibbs 伪影, 保留图像细节, 获得了更好的视觉效果和更高的 PSNR 值。

2 非下采样 Contourlet 变换

NSCT 采用非下采样塔式滤波器组 (NonSubsampled Pyramid Filter Bank, NSPFB) 获得图像的多尺度分解, 然后采用非下采样方向滤波器组 (NonSubsampled Directional Filter Bank, NSDFB) 对得到的各尺度子带图像进行方向分解, 从而得到不同尺度、方向的子带图像 (系数)。NSCT 在图像的分解和重构过程中, 取消了对图像进行降采样和上采样操作, 使得 NSCT 不仅具有多尺度、良好的空域、频域局部特性和多方向特性, 还具有平移不变特性, 并且各子带图像之间具有相同尺度大小相等的特性。图 1 为 NSCT 变换图示。

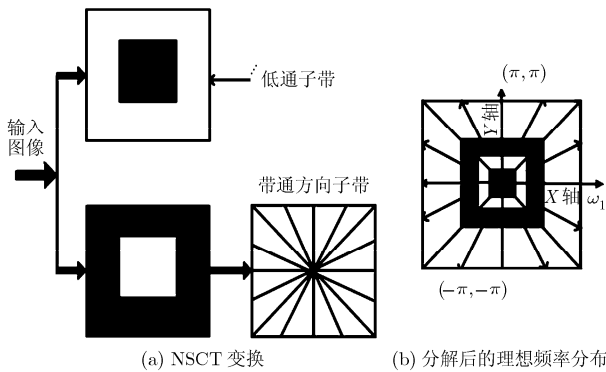


图 1 NSCT 变换图示

非下采样塔式滤波器组分级结构 (如图 2) 是通过多级迭代的方式实现的。提供满足下列完全重建条件的一组基本低通、高通滤波器组:

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

其中 $H_0(z)$ 为低通分解滤波器, $H_1(z)$ 为高通分解滤波器, $G_0(z)$ 为低通重建滤波器, $G_1(z)$ 为高通重建滤波器。

通过这组滤波器, 图像被分为 1 个 2 维低频子带和 1 个 2 维高频子带。要实现多级结构, 只需对低频子带继续迭代滤波即可。NSCT 在扇形滤波器组或钻石滤波器组 (如图 2) 的基础上, 通过对滤波器

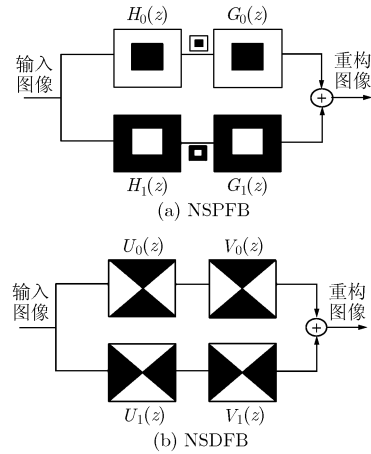


图 2 非下采样塔式滤波器组和方向滤波器组

的操作得到需要的象限滤波器组、平行滤波器组, 避免了对图像的采样操作。扇形滤波器组和钻石滤波器组可通过调制 π 来相互转换。

这样, 非下采样方向滤波器组的结构为: (1) 先经过扇形滤波器组和象限滤波器组将图像分为 4 个方向的子带; (2) 经过平行滤波器组的迭代分为各个不同的方向子带^[3]。

3 结合 GSM 模型与自适应全变差去噪

GSM 模型能最大程度地逼近非高斯边缘响应, 而且具有比较完备的数学框架, 已经成功地应用在图像处理方面。因此, 本文采用 GSM 模型来构造 NSCT 域分解系数的图像模型。

3.1 高斯比例混合模型

噪声图像经 NSCT 分解后, 其观测系数的邻域 y 可用高斯比例混合模型表示^[8]

$$y = x + w = \sqrt{z}u + w \quad (2)$$

其中 x 为邻域系数, u 和 w 同为零均值高斯向量且服从高斯分布, z 为权系数, 对应的协方差矩阵分别为 C_u 和 C_w 。图像经过分解得到各尺度的子带系数, 假设 x 周围的邻域系数符合高斯比例混合模型, 则 x 可以表示为零均值高斯向量 u 和独立正标随机因子 \sqrt{z} 的乘积: $x = \sqrt{z}u$, 这里 “=” 表示具有相同分布, 因子 z 称为权系数。其中 x 的概率密度由 u 的协方差矩阵 C_u 和系数概率密度 $p_z(z)$ 所决定。

$$p_x(x) = \int p(x | z)p_z(z)dz = \int \frac{\exp\left\{-\frac{x^T(zC_u)^{-1}x}{2}\right\}}{(2\pi)^{N/2}|zC_u|^{1/2}}p_z(z)dz \quad (3)$$

N 表示 x 和 u 的维数即邻域的大小。设 $E\{z\} = 1$, 则 $C_x = C_u$ 。

3.2 自适应全变差模型

由于全变差模型可以有效地去除 Gibbs 伪影的特点, 本文提出一种新的观点, 认为 Gibbs 伪影同样是一种叠加在去噪图像中的噪声, 它是在图像重构中产生的一种噪声。经过阈值去噪处理后的图像 X_c 可以认为是去噪图像, Gibbs 伪影及未消除完全的高斯噪声叠加而成, 可以表示为

$$X_c = X + W_1 \quad (4)$$

其中 X 为原始图像, X_c 为 NSCT 阈值去噪图像, W_1 为混合 Gibbs 伪影及未完全消除的加性噪声, 而 Gibbs 伪影将是主要消除的对象。所以去噪的过程可以结合去噪后的观测图像 X_c 及估计噪声 W_1 , 消除 Gibbs 伪影, 恢复原始图像 X 。

本文选用 Gilboa 提出的自适应局域全变差模型^[9]。首先根据 Rudin-Osher-Fatemi (ROF)模型:

$$\left. \begin{aligned} \min_X \int_{\Omega} \Phi(|\nabla X|) dx dy \\ \text{s.t. } \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} (X_c - X)^2 dx dy = \sigma_c^2 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

将噪声和纹理信息分出, 并设 $X_R = X_c - X$ 。在 ROF 模型中, $\Omega \subset R^2$ 表示图像支撑集, $|\Omega|$ 表示支撑集的模, ∇X 和 $|\nabla X|$ 分别表示图像的梯度及梯度的模。模型函数 Φ 可以表示为 $\Phi(s) = \sqrt{1 + \beta^2 s^2}$, 其中 β 为一个正常数。 σ_c 表示对 W_1 的噪声方差估计值, 其表示形式为

$$\sigma_c = \frac{\text{Median}|Y - X_c|}{0.6745} \alpha \quad (6)$$

其中 α 表示一个正的系数。计算 X_R 的局部方差得到:

$$P_R(x, y) \equiv \frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} (X_r(\tilde{x}, \tilde{y}) - \eta[X_R])^2 \cdot q_{x,y}(\tilde{x}, \tilde{y}) d\tilde{x} d\tilde{y} \quad (7)$$

其中 $q_{x,y}(x, y) = q(|\tilde{x} - x|, |\tilde{y} - y|)$ 为对称的高斯平滑窗。局部方差的约束条件为

$$S(x, y) = \frac{\sigma^4}{P_r(x, y)} \quad (8)$$

然后根据自适应局域全变差模型, 对含噪图像进行去噪。其中去噪方程为

$$X_t = \lambda(x, y)(X_c - X) + \text{div} \left[\Phi' \frac{\nabla X}{|\nabla X|} \right] \quad (9)$$

设初始条件为 $X_t|_{t=0} = X_c$, 边界条件采用 Neumann 边界条件, $\lambda(x, y)$ 为拉格朗日乘数因子, 表示为

$$\lambda(x, y) = \frac{(X - X_c) \text{div} \left[\Phi' \frac{\nabla X}{|\nabla X|} \right]}{S(x, y)} \quad (10)$$

3.3 结合自适应全变差去噪

本文提出结合 NSCT 和空域自适应全变差模型的图像去噪算法。算法核心是首先利用 NSCT 产生的分解子带的方向性特点以及分解系数的几何分布关系, 建立 GSM 模型, 通过贝叶斯估计得到初步去噪图像, 然后利用空域的自适应全变差模型对初次去噪图像进行滤波。

由于 NSCT 克服了滤波器的“混叠”现象, 因此相比于小波去噪和 CT 阈值去噪, NSCT 阈值去噪可以更好地保存图像的细节, 并在一定程度上减少 Gibbs 伪影。而偏微分扩散方程滤波可以有效去除多尺度阈值去噪产生的 Gibbs 伪影, 取得理想的视觉效果。因此, 本文选择自适应全变差模型对去噪图像 X_c 进行二次去噪, 并且结合全变差模型提出了一种新的方法。首先结合全变差模型直接对阈值去噪后的图像 X_c 进行滤波, 通过有效的噪声方差函数 σ_c , 得到滤波后的去噪图像 X'_c 。经过第 1 次全变差模型去噪, 主要去除了图像中的 Gibbs 伪影, 但在一定程度上会对去噪图像的边缘产生模糊。

为了解决这个问题, 本文利用 $Y - X'_c$ 的差值图像中含有的部分细节信息对去噪图像 X'_c 进行补偿。对 $Y - X'_c$ 的差值图像利用全变差模型再次进行去噪并得到 X''_c , X''_c 中包含了去除图像噪声和 Gibbs 伪影后的细节信息。把 X''_c 叠加到 X'_c 上, 这样就实现了对去噪图像 X_c 细节信息的补偿, 结为下式:

$$X_t = X'_c + X''_c \quad (11)$$

X_t 表示最终的去噪图像。

3.4 算法步骤

- (1) 对图像进行 NSCT 分解, 分解成各个子带。
- (2) 结合式(3)对每一个子带(除了低频子带部分)建立 GSM 模型, 利用贝叶斯估计进行去噪。
- (3) 从处理过的子带和低频子带中重构图像 X_c 。
- (4) 结合自适应全变差模型利用式(9)及式(11)对重构图像进行去噪, 得到最终去噪图像 X_t 。

4 实验结果与分析

为了检验本文算法的正确性和有效性, 使用标准图像 Lena, House, Goldhill, Cameramen 叠加均值为零的高斯白噪声进行实验, 噪声方差分别为 20, 25, 30。同时, 为了验证算法消除 Gibbs 伪影的特性, 选择 Peppers 图像进行实验。实验中 NSCT 变换选择 9-7 塔式分解和方向滤波器组进行 4 层分解, 方向数分别为 [4, 4, 8, 8]。实验中比较了 ProbShrink 去噪^[10], SURE 准则去噪^[11]及 BLS-GSM 去噪, 实验结果如表 1, 图 3-图 6 所示。

表 1 与小波域图像去噪算法 PSNR 值比较(dB)

方法	Lena512×512			House256×256		
	20	25	30	20	25	30
输入图像 PSNR	22.11	20.17	18.59	22.11	20.17	18.59
SURE	31.37	30.36	29.56	30.90	29.83	28.96
ProbShrink	31.28	30.13	29.12	31.80	30.66	29.62
BLS-GSM	32.25	31.27	30.46	32.15	31.25	30.42
本文方法	32.63	31.60	30.74	32.55	31.58	30.69

方法	Goldhill 512×512			Cameraman 256×256		
	20	25	30	20	25	30
SURE	29.50	28.59	27.88	28.51	27.38	26.48
ProbShrink	29.67	28.61	27.71	29.22	28.05	27.07
BLS-GSM	30.17	29.20	28.50	29.37	28.28	27.45
本文方法	30.25	29.28	28.59	29.72	28.66	27.81

首先本文做了自适应全变差模型的对比实验。图 3 为利用 NSCT 结合全变差(NSCT-TV)和不使用全变差方法(NSCT-GSM)对 Peppers 图像去噪结果的比较。图中包含了去噪图像的对比及残差图像的比较。图 4 为在不同噪声方差下的 PSNR 值的比较及两种方法同 BLS-GSM 的 PSNR 差值比较。图中清楚的比较了 Gibbs 伪影及噪声消除的情况,同时直观的展示了算法的性能。由图 3 可见,结合 NSCT 与全变差模型的去噪图像中 Gibbs 伪影较少,去噪

图像中的细节信息较好的保存下来。而未结合全变差模型的去噪图像中含有明显的 Gibbs 伪影,对视觉质量有明显的影响。从图 4 可以看到,结合全变差模型的去噪方法有效地提高去噪效果,与 BLS-GSM 及未结合全变差模型的方法相比,PSNR 有比较明显的提升。总之,通过实验结果可以看出,结合空域的自适应全变差方法对处理后的图像结果进行滤波,不但可以有效地减少 Gibbs 伪影,提升视觉质量,而且可以提高图像细节保持的能力。

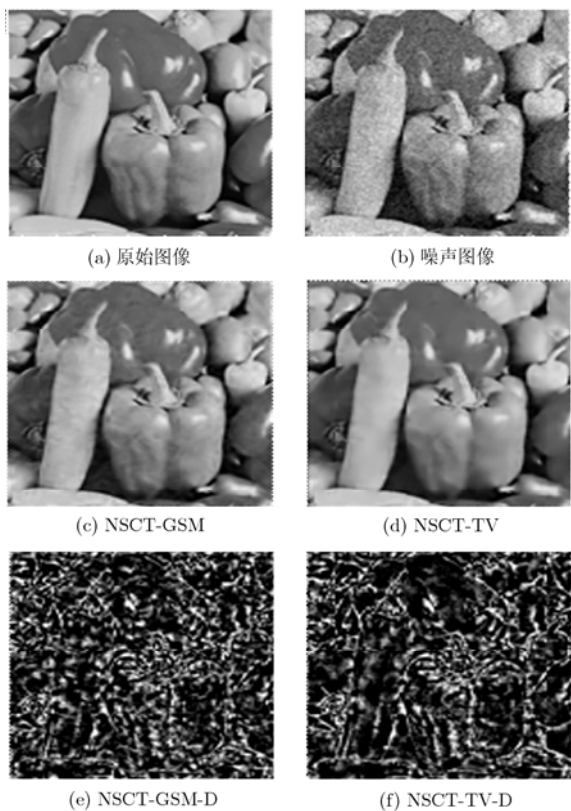


图 3 Peppers 图像去噪效果 PSNR =20.17 dB

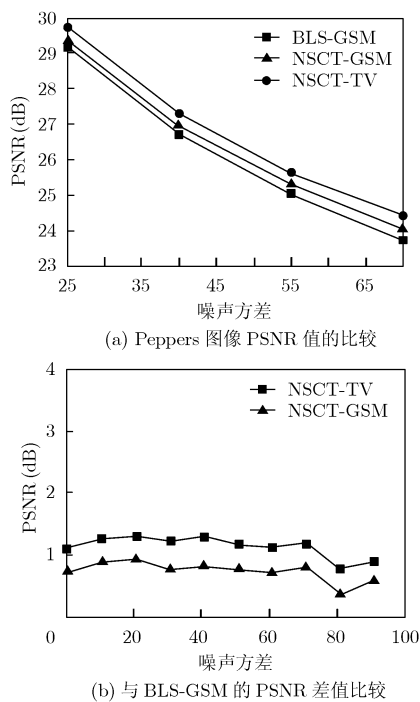


图 4 PSNR 的比较结果

表 1 所示为采用不同的算法对其他标准图像进行实验的 PSNR 值比较。从表 1 中可以看出:本文

方法与 SURE 准则去噪相比, PSNR 值平均升幅为 1.5 dB; 与 ProbShrink 去噪相比, 有 0.8 dB 的提高; 比 Portilla 的 BLS-GSM 有 0.3 dB 的提高。

同时为了从主观上比较本文算法与以上算法的去噪效果, 采用两个被广泛应用的标准: 伪影的处理及图像边缘细节的保存。从图 5 中可以看出: House 图像砖墙部分已经明显去除了 Gibbs 伪影, 图像得到适度的平滑, 同时屋檐和水管等细节信息比较完整的保存了下来, 视觉效果有明显的改善。从图 6 的 Lena 图像中可以看到, 人物的脸部更加平滑, 图像质量较好, 而脸部的细节信息如鼻子, 眼睛等都保留的比较好。综上, 本文方法对重构产生的伪影已基本看不到, 更好地保存了原始图像的细节特征, 消除了图像边缘附近的 Gibbs 伪影。同时有效消除了噪声, 在图像质量和 PSNR 值的表现上都有显著的提升, 视觉效果有明显的改善。

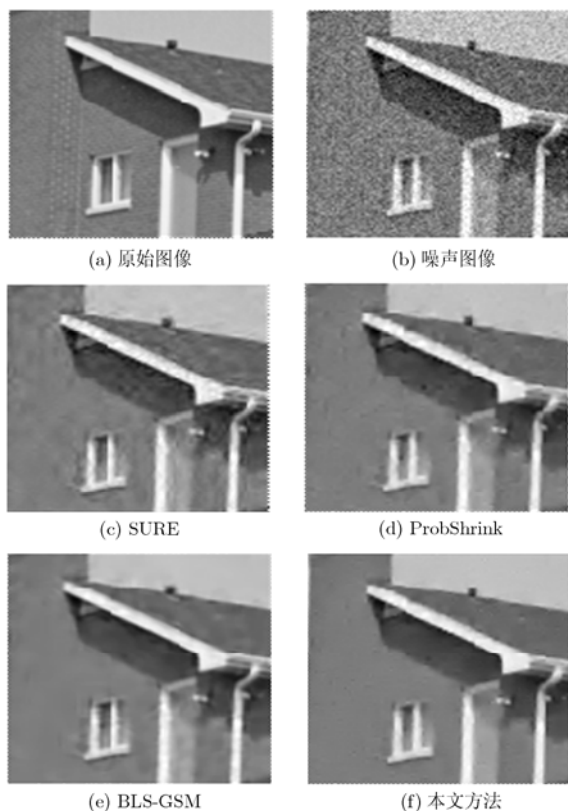


图 5 House 去噪效果 PSNR = 22.11 dB

本文方法较以上算法性能突出, 主观效果改善明显归结于以下几个原因: (1) 结合两次自适应全变差模型可以有效去除多尺度变换去噪产生的 Gibbs 伪影, 并且可以较好地保存图像的细小边缘和纹理等信息, 明显的改善了图像的视觉效果; (2) NSCT 具有的多尺度、多方向性, 能够有效捕捉图

像中的几何特征及对图像进行稀疏表示, 变换后能量更加集中, 为图像去噪提供更多的有用信息, 保留更多的细节信息。同时, 由于具有平移不变特性, 能够有效减少重构后的 Gibbs 伪影, 且图像经分解得到的各子带图像之间具有相同的尺寸大小, 便于去噪算法实现; (3) GSM 模型体现了邻域系数方差的一致性, 捕捉图像内在的相关性, 处理任意高频频谱概率密度。



图 6 Lena 图像去噪效果 PSNR = 20.17dB

5 结束语

本文提出了一种结合 NSCT 与自适应全变差模型的图像去噪方法。首先在 NSCT 变换的基础上利用 GSM 模型建立图像模型, 通过贝叶斯估计阈值得到初次的去噪图像, 然后结合自适应全变差模型对去噪后的图像做进一步处理, 在估计其噪声方差后再次进行去噪, 并做适当的细节补偿。实验结果表明, 该方法能很好地去除图像中的高斯白噪声, 提取图像的轮廓细节, 提高去噪图像的 PSNR 值。通过结合全变差模型, 有效地去除了阈值去噪后由图像重构产生的 Gibbs 伪影, 有效改善图像的视觉效果。与其他的阈值去噪方法相比, 不仅在去噪性能指标而且在边缘保持的主观视觉上都表现出了优异的性能。虽然引入了两次全变差去噪, 对计算复

杂度带来一定的影响, 但是通过实验发现, 主要的时间损耗集中在 NSCT 变换上, 所以如果找到一种快速有效的变换算法及更准确的全变差描述将是今后工作的重点。

参 考 文 献

- [1] 刘英霞, 王欣. 双 Haar 小波变换系数的 MAP 估计及在图像去噪中的应用[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(5): 1038-1040.
Liu Ying-xia and Wang Xin. MAP estimate of double haar wavelet coefficients and its application to image denoising[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(5): 1038-1040.
- [2] 戴芳, 薛建儒, 郑南宁. 嵌入固有模态函数的各向异性扩散方程用于图像降噪[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(3): 509-513.
Dai Fang, Xue Jian-ru, and Zheng Nan-ning. Embedding intrinsic mode function into anisotropic diffusion equation for image denoising[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(3): 509-513.
- [3] Cunha A L, Zhou J, and Do M N. The NonSubsampled Contourlet Transform: Theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [4] Do M N and Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [5] 张瑾, 方勇. 基于分块 Contourlet 变换的图像独立分量分析方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(8): 1813-1816.
Zhang Jin and Fang Yong. An independent component analysis algorithm based on block-wise contourlet transform[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(8): 1813-1816.
- [6] Ma J and Plonka G. Combined curvelet shrinkage and nonlinear anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(9): 2198-2206.
- [7] Candès E J and Guo F. New multiscale transforms, minimum total variation synthesis: Applications to edge-preserving image reconstruction. *Signal Processing*, 2002, 82(11): 1519-1543.
- [8] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, and Simoncelli E P. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, 12(11): 1338-1351.
- [9] Gilboa G, Sochen N, and Zeevi Y. Variational denoising of partly textured images by spatially varying constraints. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(8): 2281-2289.
- [10] Pi^V zurica A and Philips W. Estimating the probability of the presence of a signal of interest in multiresolution single- and multiband image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(3): 654-665.
- [11] Luisier F, Blu T, and Unser M. A new SURE approach to image denoising: Inter-scale orthonormal wavelet thresholding[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(3): 593-606.
- 武晓玥: 男, 1982年生, 博士生, 研究方向为图像的多尺度几何分析.
- 郭宝龙: 男, 1962年生, 教授, 博士生导师, 智能控制与图像工程研究所(ICIE)所长, 研究领域为神经网络、图像处理与图像通信等.
- 李雷达: 男, 1982年生, 博士生, 研究方向为模式识别、信息安全与数字水印.