

基于正态逆高斯模型的非下采样 Contourlet 变换图像去噪

贾 建^{1,2}, 陈 莉¹

(1. 西北大学信息科学与技术学院, 陕西西安 710127; 2. 西北大学数学系, 陕西西安 710127)

摘 要: 提出一种基于正态逆高斯先验模型的非下采样 Contourlet 变换图像去噪算法. 在非下采样 Contourlet 变换域中, 以正态逆高斯模型为先验模型, 对图像分解系数的稀疏分布统计建模, 估计每个子带内的模型参数, 在贝叶斯最大后验概率估计准则下推导出与正态逆高斯模型相应的阈值函数表达式, 以此对图像进行去噪处理. 对于被加性高斯白噪声污染的图像, 实验结果表明该去噪算法能有效地去除图像中的高斯白噪声, 提高图像的峰值信噪比值, 在边缘特征方面保持了良好的视觉效果.

关键词: 去噪; 非下采样 Contourlet 变换; 正态逆高斯模型; Bayesian 估计

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 07-1563-06

Using Normal Inverse Gaussian Model for Image Denoising in NSCT Domain

JIA Jian^{1,2}, CHEN Li¹

(1. School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710127, China;

2. Department of Mathematics, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710127, China)

Abstract: A novel non-subsampled Contourlet transform denoising scheme based on the normal inverse Gaussian prior (NIG) and Bayesian estimation has been proposed. Normal inverse Gaussian model is used to describe the distributions of the image coefficients of each subband in non-subsampled Contourlet transform domain, corresponding threshold function is derived from the model using Bayesian maximum a posteriori probability estimation theory. This scheme achieves enhanced estimation results for images that are corrupted with additive Gaussian noise over a wide range of noise variance. The simulation results indicate that the proposed method can remove Gaussian white noise effectively, improve the peak signal-to-noise ratio of the image, and keep better visual result in edges information reservation as well.

Key words: denoising; non-subsampled Contourlet transform; normal inverse Gaussian model; Bayesian estimation

1 引言

自从 Mallat 给出小波的快速分解方法之后, 小波变换被广泛应用于各个领域当中, 并迅速从数学、信号处理拓展到物理、天文、地理、生物、化学等其它各个学科. 作为图像处理的一个重要领域, 图像去噪方法也因为小波的引入而得到了长足的发展.

由 Donoho^[1] 在 1995 年给出的阈值收缩方法 (Shrink) 为小波系数的非线性处理提供了一种可行的处理方案, 并且取得了良好的处理效果, 由此在图像去噪领域掀起了一股热潮, 与此同时, 许多优秀的基于小波

的方法仍旧不断地涌现出来. 在图像去噪领域, 从早先的软硬阈值去噪到后来的 Bayes^[2,3] 阈值, 到尺度间相关系数阈值方法, 再到高维空间下的系数阈值^[4], 仅从阈值方法的改进就使得小波去噪方法不断焕发出灿烂的生命力, 而这些方法的提出有小波扎实的理论基础支持, 更具有信服性.

在基于小波域统计模型的图像去噪中, 一般存在两个问题: (1) 如何选择小波系数所服从的先验分布模型; (2) 在先验分布模型确定后, 如何确定相应的去噪方法. 近年来小波去噪的热点问题是图像小波系数统计模型的研究, 目的是对非高斯的、彼此存在一定相关性的

小波系数作出精确建模. Chang^[5]等人把原始图像小波系数的先验模型建模为广义高斯模型,并提出了相应的 BayesShrink 去噪算法; Crouse^[6]等人用隐马尔可夫树模型进行去噪; Portilla^[7]等人则通过一种高斯尺度混合模型对图像进行去噪. 2002 年, Şendur^[8]等人提出了一种图像小波系数的尺度间模型——双变量模型及相应的 Bishrink 算法,在图像去噪领域的应用中取得了较好的效果. 文献[9]则提出用 α 分布来逼近合成孔径雷达 (SAR) 图像的小波系数分布; 文献[10]用有限高斯混合模型来逼近小波系数分布. 尽管每一种模型只能部分的反映小波系数的特征信息,但对于去噪的效果都有一定程度的改善.

本文结合目前多尺度、多分辨分析的发展,提出了一种基于正态逆高斯先验模型的非下采样 Contourlet 变换去噪算法 (NIGNSCT). 在非下采样 Contourlet 变换 (Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT) 域中以正态逆高斯 (Normal inverse Gaussian, NIG) 模型为先验模型,对不同程度拖尾的图像分解系数进行准确建模. 使用局部窗口自适应估计每个子带的 NIG 模型参数,在贝叶斯最大后验概率估计 (Maximum A Posteriori, MAP) 准则下推导出与正态逆高斯模型相应的阈值函数表达式,实现子带自适应的图像去噪. 由于该变换是平移不变的且具有足够的冗余信息,因此可以有效提取图像中的方向信息,使得去噪后的图像更好的满足人眼的视觉要求. 在实验中与非下采样 Contourlet 变换域去噪、BLS-GSM 等方法进行了比较,结果表明 NIGNSCT 去噪性能明显提高. 同时与基于超完备字典的图像稀疏表示和基于块匹配三维变换迭代收缩等目前已公开发表文献中性能最优秀的算法进行了比较,证明了方法的有效性.

2 非下采样 Contourlet 变换

小波变换以其时频局域化和多尺度、多分辨思想被广泛应用于图像、语音等信号处理领域. 小波变换在分析点状瞬态特征的奇异性时是最优的,但由于基函数的各向同性导致方向选择性较差. 认识到小波在表示图像几何规则上的缺陷性,很多学者开始关注如何更有效的表示图像中的几何结构信息. 脊波 (Ridgelet) 变换^[11]、曲线波 (Curvelet) 变换^[12]和 Contourlet 变换^[13]正是为解决二维或更高维奇异性而出现的新的分析工具,并且在一些图像处理领域中表现出良好的处理能力^[14,15].

Arthur L Cunha、Jianping Zhou 和 Minh N Do 于 2005 年提出了非下采样 Contourlet 变换^[16]并研究了相关应用,提出的 NSCT 结构基于一个非下采样的塔型结构和非下采样的方向滤波带分解,利用 à trous algorithm 实现

并生成一种灵活的多尺度、多方向且平移不变的图像分解方法,具有快速实现算法,其中非下采样塔形分解结构是通过多级迭代的方式实现的. 通过滤波器,图像被分为 1 个二维低频子带和 1 个二维高频子带,要实现多级结构,只需对低频子带继续迭代滤波即可. 图 1 显示了 NSCT 的分解流程图.

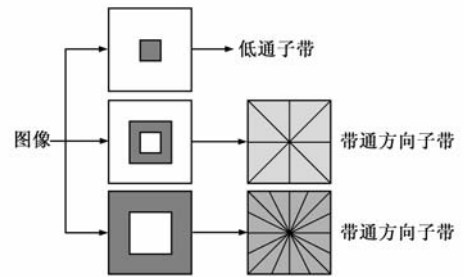


图1 非下采样滤波带结构实现NSCT

3 NSCT 系数的边缘统计建模

3.1 正态逆高斯分布

O E Barndorff-Nielsen^[17]提出的正态逆高斯模型是一个具有不同均值的高斯分布和一个反高斯分布的混合模型,理论上能克服传统先验模型不适应实际建模需要的缺陷. 由于其参数选取的灵活性,能描述任意形状的曲线,其概率密度函数为:

$$f_x(x) = \frac{\alpha\delta}{\pi q(x)} \cdot \exp[p(x)] \cdot K_1[aq(x)] \quad (1)$$

其中 $p(x) = \delta \sqrt{\alpha^2 - \beta^2} + \beta(x - \mu)$, $q(x) = \sqrt{\delta^2 + (x^2 - \mu^2)}$, $K_d(\cdot)$ 是索引为 d 的第二类修正的贝塞尔函数. 可以看出, NIG 分布由 $(\alpha, \beta, \mu, \delta)$ 共 4 个参数来表征. 正是由于 4 个参数取值的灵活性,使得 NIG 分布能对任意程度拖尾的信号进行建模. 其中,参数 α 为特征因子,它控制分布衰减的速度, α 越小,分布衰减得越慢,拖尾越重;参数 β 为偏斜因子,它决定分布的偏斜程度,当 $\beta = 0$ 时,分布为对称分布; μ 为平移参数, δ 为尺度参数. 对于图像信息,对应的分解系数一般为对称分布,因此假定 NIG 中对应的参数 $\beta = \mu = 0$,于是相应的 NIG 概率密度函数简化如下:

$$f_x(x) = \frac{\alpha\delta \exp(\alpha\delta)}{\pi} \frac{K_1(\alpha \sqrt{x^2 + \delta^2})}{\sqrt{x^2 + \delta^2}} \quad (2)$$

3.2 NSCT 系数的边缘统计

近年来,基于变换域系数统计模型的 Bayes 去噪算法成为图像去噪领域的研究热点. 通过对系数的边缘分布建立合理的先验概率模型,然后在 Bayes 框架下对原始图像进行估计,且能更好地实现噪声抑制和信号保留之间的平衡,比简单阈值去噪算法更加灵活. 因此 Bayes 去噪算法的关键在于系数先验边缘分布的准确建模,这里主要研究图像 NSCT 系数的边缘统计模型.

由于正态逆高斯分布参数选取灵活,它能对不同拖尾程度的数据进行准确建模^[18],因此本文采用正态逆高斯分布来描述 NSCT 系数的边缘统计分布.由于图像通常由平滑区域和例如边缘等一些细节信息构成,平滑区域对应的分解系数大多趋近于零,而只有边缘等处对应了少量的大幅值系数.因此在 NSCT 域中,图像分解系数表现出高峰度、尖峰型和重拖尾的非高斯性.

为了检验正态逆高斯分布对 NSCT 系数分布的拟合程度,以纹理与结构兼备的 Barbara 图像为例,图 2 给出 Barbara 图像 NSCT 系数第三层子带、第一方向上系数的直方图分布(实线)和 NIG 模型的概率密度函数曲线(虚线),同时给出利用高斯分布拟合的结果(点线).从图中可以看出,正态逆高斯分布能非常准确地对系数分布进行建模,尤其是对分布的拖尾,这种高度拟合的结果在其他子带中也同样表现出来.

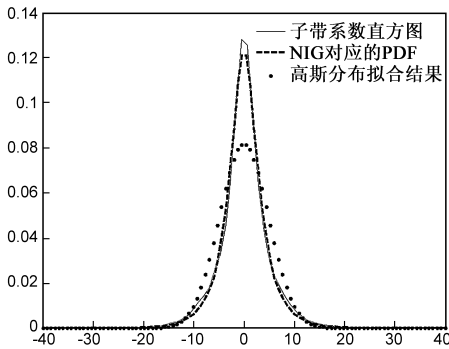


图2 NIG模型与实际数据分布的拟合示意图

3.3 贝叶斯估计

假设原始图像 X 受到加性高斯白噪声的污染:

$$Y = X + N \quad (3)$$

其中, Y 为观测到的含噪图像, N 为高斯白噪声.对观测图像进行 NSCT 变换,得到变换后的分解系数:

$$y = x + n \quad (4)$$

其中, y , x 和 n 分别为含噪图像、无噪图像和噪声对应的 NSCT 分解系数.采用基于 Bayes 理论的最大后验估计去噪的目的是根据已知系数 y 求使后验概率 $f_{x|y}(x|y)$ 最大的 x :

$$\hat{x}(y) = \arg \max_x \{f_{x|y}(x|y)\} \quad (5)$$

由 Bayes 规则得:

$$\begin{aligned} \hat{x}(y) &= \arg \max_x \{f_{x|y}(x|y)\} \\ &= \arg \max_x \{f_n(y-x) \cdot f_x(x)\} \end{aligned} \quad (6)$$

式中 $f_n(\cdot)$ 为噪声的概率分布, $f_x(\cdot)$ 为无噪图像的先验分布.

假定噪声为高斯白噪声,分解得到的噪声系数 n 服从均值为 0, 方差为 σ_n^2 的高斯分布,即:

$$f_n(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \cdot \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma_n^2}\right) \quad (7)$$

将式(7)代入式(6),并对自变量取对数,则式(6)等价于:

$$\hat{x}(y) = \arg \max_x \left[-\frac{(y-x)^2}{2\sigma_n^2} + \zeta(x) \right] \quad (8)$$

其中 $\zeta(x) = \ln f_x(x)$, 可求得:

$$\frac{y-x}{\sigma_n^2} + \zeta'(\hat{x}) = 0 \quad (9)$$

由于 $\zeta'(x)$ 在零点附近不连续且奇异, \hat{x} 与 y 的符号完全不相同,使式(9)直接求解结果非常不准确.为了解决这个缺点, Bhuiyan 在文献[19]中提出一个估计解:

$$\hat{x}(y) = \text{sign}(y) \cdot \max(|y| - \sigma_n^2 B, 0) \quad (10)$$

其中 $B = \left| \frac{2y}{\delta^2 + y^2} + \frac{\alpha y}{\sqrt{\delta^2 + y^2}} \cdot \frac{K_0(\alpha \sqrt{\delta^2 + y^2})}{K_1(\alpha \sqrt{\delta^2 + y^2})} \right|$.

式(10)类似于传统的软阈值函数,只是阈值大小为 $\sigma_n^2 B$ 且是自适应的,随当前处理的系数大小而改变.对于噪声为主的系数,阈值就变大,对于以信号为主的系数,阈值就变小.

3.4 参数估计

利用式(10)对图像进行去噪时,需估计正态逆高斯分布参数 α 和 δ 以及噪声方差 σ_n^2 .实验中所用参数根据不同子带中系数分布的实际情况而分别估计得到的,能实现对不同含噪程度的不同分解系数进行不同程度的阈值处理.

设含噪系数一到四阶累积量为 $\hat{k}_1, \hat{k}_2, \hat{k}_3$ 和 \hat{k}_4 , 则无噪系数的偏度(skewness)和峰度(kurtosis)分别为 $\gamma_3 = \hat{k}_3/(\hat{k}_2)^{3/2}$ 和 $\gamma_4 = \hat{k}_4/(\hat{k}_2)^2$.此时,参数 α 和 δ 可通过以下两式来进行估计:

$$\delta = \sqrt{\xi \cdot \hat{k}_2 (1 - \rho^2)} \quad (11)$$

$$\alpha = \xi / (\delta \sqrt{1 - \rho^2}) \quad (12)$$

其中, $\xi = 3 \cdot (\gamma_4 - 4\gamma_3^2/3)^{-1}$, $\rho = \gamma_3 \sqrt{\xi/3}$.

由于 NSCT 的非正交性导致不同方向子带内噪声方差不相等,故采用 Monte-Carlo 方法获得各尺度各子带内对应的 NSCT 噪声系数方差 $\sigma_n^2(k)$ ^[14].

4 实验结果

选取 512×512 大小 Lena 图像和 Barbara 灰度图像分别进行实验,验证算法对加性高斯白噪声的去噪能力,处理图像来源自 http://decsai.ugr.es/~javier/denoise/test_images, 估计局部参数时使用的局部窗口大小为 11×11 .首先为原始图像添加零均值高斯白噪声,标准差 σ 从 20 变化到 80,将 NIGNSCT 算法与小波方法、Contourlet 方法(CT)、NSCT 方法、BivShrink 方法以及文献[20]提出的 NSCTBI 方法做对比实验.实验中小波方法采用双正交 Daubechies 9/7 小波进行分解,程序由 http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/Wavelab_850 获

得的 Wavelet850 工具包实现; Contourlet 变换由 <http://www.ifp.uiuc.edu/~minhdo/software/> 获得的工具包实现, 对 Contourlet 中 Laplacian 分解过程使用同样的双正交滤波带; BivShrink 结果由 <http://taco.poly.edu/WaveletSoftware/index.html> 得到的软件运行给出; NSCT 结果同样由工具包实现, 处理过程按照文献[16]所指引步骤完成. 为公平起见, 对应 CT、NSCT、NSCTBI 和 NIGNSCT 中分解层数都设定为 5 层, 分解方向由粗尺度到细尺度分别为 4, 8, 8, 16, 16. 表 1 给出数值结果, 以峰值信噪比 (PSNR) 作为度量标准.

接下来将 NIGNSCT 方法与目前比较优秀的四种去

噪方法做比较. BSL-GSM 去噪方法^[7]由 <http://decsai.ugr.es/~javier/denoise/index.html> 得到的软件执行, SA-DCT 去噪方法^[21]由 <http://www.cs.tut.fi/~foi/SA-DCT> 得到的软件执行, K-SVD^[22]算法由 <http://www.cs.technion.ac.il/~elad/software/> 得到执行, 基于块匹配三维变换迭代收缩 (Block matching 3D transform shrinkage, BM3D) 的图像重构算法方法^[23]由 <http://www.cs.tut.fi/~foi/GCF-BM3D> 得到执行, 结果一同列入表 1. 图 3 给出当 $\sigma = 20$ 时, Barbara 图像和噪声图像及各种去噪方法结果的局部效果图.

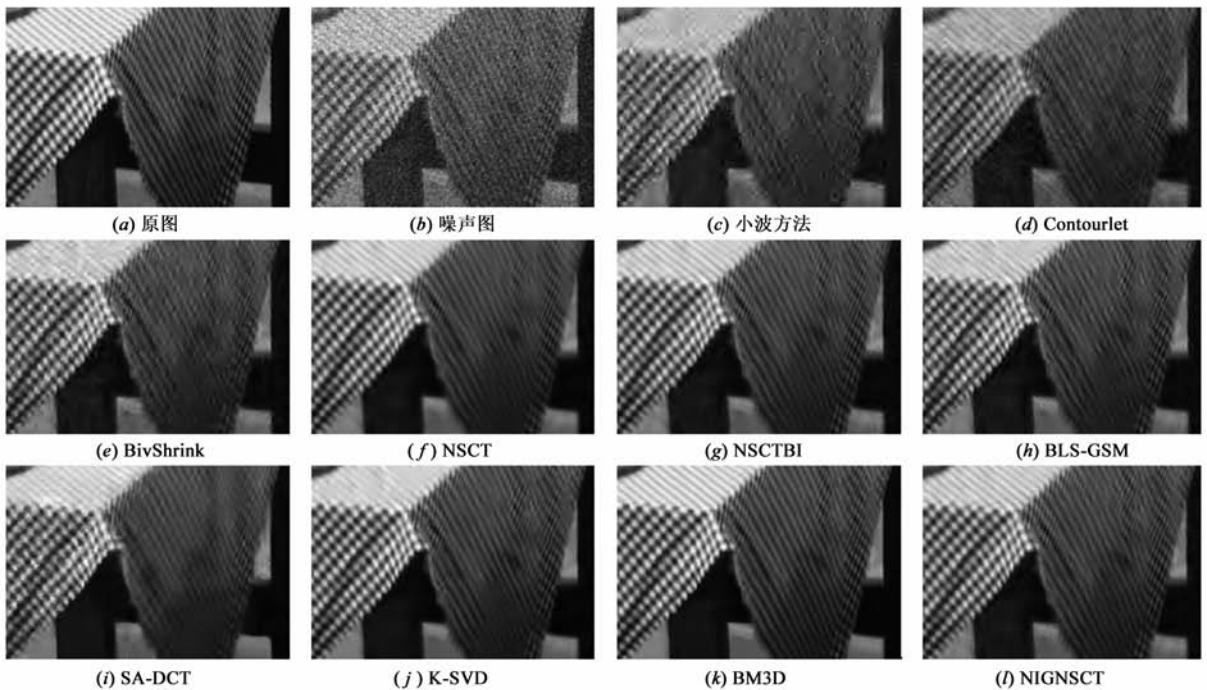


图3 $\sigma = 20$ 时, Barbara 图像和噪声图像及各种去噪方法结果的局部图

表 1 不同噪声标准差 σ 对应去噪结果的 PSNR 数值

σ	Lena							Barbara						
	20	30	40	50	60	70	80	20	30	40	50	60	70	80
Noisy	22.10	18.58	16.10	14.14	12.57	11.24	10.07	22.10	18.60	16.08	14.16	12.58	11.23	10.06
Wavelet	28.67	26.43	25.08	23.74	22.68	21.81	21.08	25.48	23.34	22.03	21.15	20.40	19.76	19.19
Contourlet	28.87	27.10	25.84	24.78	23.98	23.38	22.65	26.03	24.19	22.93	22.06	21.34	20.84	20.25
NSCT	32.19	30.40	29.12	28.00	27.15	26.47	25.90	29.37	27.12	25.48	24.42	23.62	23.04	22.53
BivShrink	31.41	29.56	28.40	27.42	26.74	26.11	25.50	28.22	26.15	24.79	23.84	23.20	22.70	22.31
NSCTBI	32.70	30.78	29.48	28.31	27.46	26.71	26.03	30.55	28.49	26.87	25.77	24.80	24.09	23.41
BSL-GSM	32.86	31.06	29.85	28.77	28.09	27.46	26.95	30.26	28.19	26.56	25.46	24.57	23.93	23.36
SA-DCT	32.84	31.02	29.80	28.78	27.98	27.33	26.72	29.97	28.11	26.64	25.45	24.50	23.84	23.28
K-SVD	32.64	30.59	29.21	28.00	27.07	26.34	25.76	30.81	28.58	26.89	25.46	24.21	23.40	22.74
BM3D	33.20	31.38	30.10	29.00	28.21	27.55	26.98	31.70	29.81	27.94	27.21	26.19	25.54	24.79
NIGNSCT	33.24	31.31	30.07	28.87	28.04	27.34	26.65	31.08	29.07	27.51	26.49	25.51	24.84	24.23

从图 3 中可以看出, BM3D 与 NIGNSCT 方法产生的人工效应明显要少且更好的保留边缘及其它细节信息, 同质区域更加光滑, 纹理线条清晰. 图 3(k) 与 (l) 中所示噪声去除比较平和, 具有更少的划痕状效应, 大多

数纹理特征都表现出清晰的结构, 保留了原有的几何特征, 比如桌布的纹路走向依然清晰. 而在 BSL-GSM 方法中, 桌纹的线条在去噪处理过程中被光滑掉了一些信息, 看起来不够连续, 图 3(h) 中出现了间断和模糊

现象,SA-DCT 和 K-SVD 方法得到的图 3(i)与图 3(j)又显得过度平滑,对比度不够,存在细小细节的丢失.图 3(c)~(g)所示各方法,在表 1 中的数值度量上明显逊于 BM3D 与 NIGNSCT 方法.

从表 1 可以看到,除去 BM3D 方法得到的数值结果外,NIGNSCT 取得了所有去噪方法里面的最好效果,相比 K-SVD 方法平均提高近 0.9dB.从图 3 中各图可以看到,相比其他方法,NIGNSCT 去噪结果保留了更多的细节信息,结果图像对比度较高,细小的纹理信息也可以得到恢复,桌布上的条纹信息恢复完整.

作为目前已公开发表文献中性能最优秀的算法之一,BM3D 方法对 Lena 图像的数值结果虽然只在噪声标准差为 20 时稍逊于 NIGNSCT 方法,在其他噪声大小下则普遍高于 NIGNSCT 方法,平均高出 0.13dB,而对于 Barbara 图像的处理,数值结果则平均高出 0.64dB,数值效果确实非常优秀.但 BM3D 方法毕竟是一种基于块结构的处理方法^[24],使得重构图像在一些条件下表现出比较明显的块效应,例如当噪声方差比较大的时候.图 4 给出当噪声标准差 $\sigma = 40$ 时, Lena 图像的 BM3D 与 NIGNSCT 去噪效果图.从数值上讲,图 4(a)所示的 BM3D 去噪结果要比图 4(b)给出的 NIGNSCT 方法值高出 0.03dB,但是在 Lena 的帽子位置处,BM3D 方法已经看不到帽子上原有的纹路,而 NIGNSCT 得到的结果中依然可见.此外在 Lena 的面部和肩背部这些本应属于平滑渐变部分的区域,BM3D 表现出明显的“块效应”,整个区域看起来比较斑驳.当 Barbara 中的噪声标准差 $\sigma = 60$ 时,图 5(a)所示的 BM3D 去噪结果要比图 5(b)给出的 NIGNSCT 方法高出 0.68dB,但图 5(a)中的桌布纹路已基本被平滑区域代替,而图 5(b)中的纹路仍然清晰可辨.

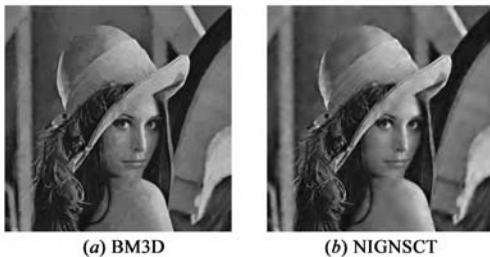


图4 噪声 $\sigma = 40$ 时Barbara图像BM3D与NIGNSCT去噪效果图

此外,由于图像具有特定的结构,像素间有很强的从属关系,这些从属关系反映了视觉场景中的结构信息,为了更好的体现两幅图像之间的结构相似性,Wang 等人提出了基于结构失真的图像质量评价方法(SSIM)^[25].SSIM 数值越接近于 1,表明两幅图像之间的结构相似性越高,对图像去噪而言,则指在保持图像结构方面的能力越强.表 2 给出 Barabara 图像用 BM3D 与 NIGNSCT 去噪处理后,图 5 所示局部区域的 SSIM 数值.

虽然 NIGNSCT 的 PSNR 值一直低于 BM3D 方法,但从表 2 数值可以看到,当 σ 大于 50 之后,NIGNSCT 方法获得的去噪结果在保持图像原有结构的能力上要优于 BM3D 方法.

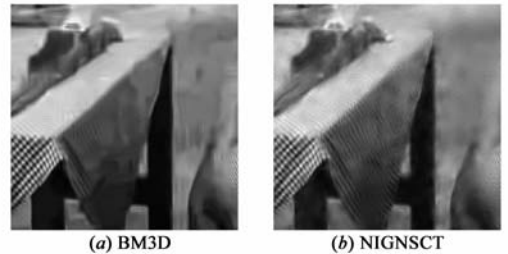


图5 噪声 $\sigma = 60$ 时Barbara图像BM3D与NIGNSCT去噪局部效果图

表 2 不同 σ 大小对应 Barbara 去噪图像的 SSIM 度量

σ	20	30	40	50	60	70	80
BM3D	0.8972	0.8377	0.7808	0.7008	0.6391	0.6133	0.6058
NIGNSCT	0.8751	0.8122	0.7691	0.7261	0.6726	0.6447	0.6094

5 结论

贝叶斯去噪方法的关键之一,是对分解系数的分布模型进行正确的估计.本文选用正态逆高斯先验模型,提出了一种基于正态逆高斯先验模型的非下采样 Contourlet 变换图像去噪算法.由于模型参数选取灵活且能适应变化,比较准确地描述了 NSCT 分解系数零点处有尖锐峰值、两边对称分布的重尾特性,改善了贝叶斯去噪的效果.实验结果有效去除了图像中的高斯白噪声,在视觉效果和数值度量上明显优于传统去噪算法.与当下几种优秀的去噪方法比较,证实了本文所提方法的优越性.

参考文献

- [1] D L Donoho. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613 - 627.
- [2] F Abramovich, T Sapatinas, et al. Wavelet thresholding via a Bayesian approach [J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B-Statistical Methodology, 1998, 60: 725 - 749.
- [3] A Pižurica, W Philips, I Lemahieu, et al. A joint inter- and intrascale statistical model for wavelet based Bayesian image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(5): 545 - 557.
- [4] 谭山. 脊波双框架系统与自然图像的多变量统计模型 [D]. 陕西西安: 西安电子科技大学, 2007.
Tan Shan. Ridgelet Bi-frame and Multivariate Statistical Models of Natural Image [D]. Xi'an, Shaanxi: Xidian University, 2007. (in Chinese)
- [5] S G Chang, B Yu, M Vetterli. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532 - 1546.
- [6] M S Crouse, R D Nowak, R G Baraniuk. Wavelet-based statis-

- tical signal processing using hidden Markov models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 886 – 902.
- [7] J Portilla, V Strela, M Wainwright, et al. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338 – 1351.
- [8] L Şendur, et al. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(11): 2744 – 2756.
- [9] A Achim, P Tsakalides, A Beserianos. SAR Image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy tailed modeling [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(8): 1773 – 1784.
- [10] Xie Hua, L E Pierce, F T Ulaby. SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(10): 2196 – 2212.
- [11] M N Do, M Vetterli. The finite Ridgelet transform for image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 1(12): 16 – 28.
- [12] J-L Starck, E J Candès, D L Donoho. The curvelet transform for image de-noising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 6(11): 670 – 684.
- [13] M N Do, et al. The Contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091 – 2106.
- [14] 常霞, 焦李成, 刘芳, 沙宇恒. 基于斑点方差估计的非下采样 Contourlet 域 SAR 图像去噪 [J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1328 – 1333.
Chang Xia, Jiao Licheng, Liu Fang, Sha Yuheng. SAR image despeckling based on the estimation of speckle variance in nonsubsampling Contourlet domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1328 – 1333. (in Chinese)
- [15] 戴维, 于盛林, 孙栓. 基于 Contourlet 变换自适应阈值的图像去噪算法 [J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1939 – 1943.
Dai Wei, et al. Image de-noising algorithm using adaptive threshold based on Contourlet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(10): 1939 – 1943. (in Chinese)
- [16] A L da Cunha, et al. The nonsubsampling Contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089 – 3101.
- [17] O E Barndorff-Nielsen. Normal inverse Gaussian distribution and stochastic volatility modeling [J]. Scandinavian Journal of Statistics, 1997, 24(1): 1 – 13.
- [18] 张鑫, 井西利. 一种基于正态反高斯模型的贝叶斯图像去噪方法 [J]. 光学学报, 2010, 30(1): 70 – 74.
Zhang Xin, Jing Xili. A method for image denoising based on normal inverse Gaussian model using Bayesian estimation [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(1): 70 – 74. (in Chinese)
- [19] M I Bhuiyan, M O Ahmad, M N Swamy. Wavelet-based despeckling of medical ultrasound images with the symmetric normal inverse Gaussian prior [A]. Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. Honolulu, USA, 2007. 721 – 724.
- [20] 贾建, 焦李成, 项海林. 基于双变量阈值的非下采样 Contourlet 变换图像去噪 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31(3): 532 – 536.
Jia Jian, Jiao Li-cheng, Xiang Hai-lin. Using bivariate threshold function for image denoising in NSCT domain [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(3): 532 – 536. (in Chinese)
- [21] Alessandro Foi, Vladimir Katkovnik, Karen Egiazarian. Pointwise shape-adaptive DCT for high-quality denoising and de-blocking of grayscale and color images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5): 1395 – 1411.
- [22] Michael Elad, et al. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(12): 3736 – 3745.
- [23] K Dabov, A Foi, et al. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2080 – 2095.
- [24] 练秋生, 陈书贞. 基于解析轮廓波变换的图像稀疏表示及其在压缩传感中的应用 [J]. 电子学报, 2010, 38(6): 1293 – 1298.
Lian Qiusheng, Chen Shuzhen. Sparse image representation using the analytic Contourlet transform and its application on compressed sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1293 – 1298. (in Chinese)
- [25] Wang Z, Alan C B, Hamid R S. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600 – 612.

作者简介



贾建男, 1977年5月出生, 陕西西安人。讲师。1998年和2001年在西北大学分别获得理学学士和硕士学位, 其后在西北大学工作。2008年在西安电子科技大学获得博士学位, 从事模式识别、图像处理、智能信息处理等方面的研究。
E-mail: jiajianbb@126.com



陈莉女, 1963年7月出生, 山东鄒城人。教授、博士生导师。1985年在西北大学获理学学士学位, 同年任教于西北大学信息科学与技术学院; 1991年和2004年分别在西北大学和西安电子科技大学获工学硕士和工学博士学位。主要从事数据库、智能信息处理和优化算法等研究。