

基于双树复小波二元统计模型的图像去噪方法

刘薇 徐凌 杨光

(华东师范大学物理系上海市磁共振重点实验室, 上海 200062)

摘要 为了更有效地进行图像去噪,提出了一种基于双树复小波二元统计模型的图像去噪方法,该方法先用带参数的二元广义高斯分布(GGD)来模拟原图双树复小波系数的统计分布;然后结合最大似然估计(MLE)得到优化的参数估计;最后在此先验分布的基础上,运用最大后验概率(MAP)来估计从噪声图的小波系数中恢复原图的系数,从而达到去噪的目的。实验表明该新方法不仅可以干净地去除图像的噪声,还可以有效地保留图像细节,取得了良好的去噪效果,尤其是去噪图像的视觉效果要明显优于目前的很多算法。

关键词 图像去噪 二元统计模型 小波变换

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)07-1291-07

Bivariate Statistical Modeling for Dual-tree Wavelet Coefficient in Image Denoising

LIU Wei, XU Ling, YANG Guang

(Shanghai Key Laboratory of Magnetic Resonance, Department of Physics, East China Normal University, Shanghai 200062)

Abstract In order to improve the denoising effect, a bivariate statistical modeling for dual-tree wavelet coefficient was proposed. This new denoising method used a parametric bivariate generalized Gaussian distribution (GGD) to describe the statistical distribution for Dual-tree complex wavelet coefficients of images. Then, based on maximum likelihood estimate (MLE), we can obtain the estimated parameters for GGD. With the estimated parameters, maximum a posteriori (MAP) estimator can be used to restore the wavelet coefficients from the noisy observations. Results of our experiments show that image noise can be reduced effectively while most image details can be kept. The proposed method outperforms many denoising algorithms both statistically and visually.

Keywords image denoising, bivariate statistical model, wavelet transform

1 引言

数字图像在人们日常生活中得到了广泛的应用,但是在图像的获取和传输的过程中,由于会引入一定的噪声而影响图像的质量,因此,如何有效地将这些噪声从图像中去除,就成为众多学者们的研究目标。

由于图像中的噪声多集中在高频域,于是早期

人们利用低通滤波来去除噪声,但是因为图像的边缘信息也都是位于高频域,所以仅仅利用低频滤波来去除噪声,会使得图像丧失大量的细节信息。而利用小波变换的多分辨率分析特性,则不仅可以去除噪声,还能够较好地保留图像的细节。为此,人们提出了多种小波域去噪方法:例如1992年,Donoho提出了采用全局阈值的小波收缩方法^[1],但是由于该方法会使得图像过于模糊,于是人们进一步提出了基于当前边带的小波系数以及其局域信息的自适

基金项目:上海市科委科研基金项目(06DZ22922, 07DZ22937, 08DZ1900700)

收稿日期:2007-12-04; 改回日期:2008-03-27

第一作者简介:刘薇(1983~),女。华东师范大学无线电物理博士研究生。主要研究领域为小波域图像处理、核磁共振图像及数据处理。

通讯作者:杨光, E-mail:gyang@phy.ecnu.edu.cn

应阈值准则,如 1994 年 Donoho 和 Johnstone 等人提出了基于 Stein's 无偏估计的 SUREshrink^[2];其后, Crouse 等人又提出了小波域内的隐马尔可夫变换 (HMT)^[3];2000 年, Chang 等人在小波系数先验广义高斯分布 (GGD) 的基础上,通过最小化 Bayes 风险得到了 BayesShrink^[4];与此同时, Cai 和 Wilverman 等人提出了基于当前边带小波系数邻域信息的 NeighBlock^[5];2003 年, Chen 和 Bai 等人又在多小波变换的基础上,采用这种阈值方法,发现了去噪效果更好的去噪方法^[6];Sendur 等人考虑了小波系数上下级之间的相关性,于 2002 年提出了 BiShrink^[7]和 Local-BiShrink^[8]方法,同时发现由于双树复小波变换 (dual-tree complex wavelet transform, DT-CWT) 具有良好的平移不变性和多方向选择性^[9],因此结合 DT-CWT 将会得到更好的去噪效果;2003 年, Portilla 等人在小波系数服从高斯混合比例模型 (GSM) 的基础上,结合过完备小波基,得到了一种非常有效的去噪方法^[10],其降噪图像的信噪比明显优于其他算法,但是耗时较大。后来, Cho 等人充分利用了小波系数在尺度内和尺度间的依赖性,于 2005 年提出了基于广义高斯分布的多元统计去噪法 (Multi-statistical)^[11],此方法在去噪的同时,可很好地保留图像的细节信息,但是图像边缘处的振铃效应比较明显。

为了能在根据图像特征自适应去除噪声的同时,尽可能保留图像的细节信息,并克服多元统计方法中的振铃效应,本文在 Cho 等人提出的多元统计方法的基础上,参考 Local-Bishrink 方法中的基于局部方差的二元收缩模型,并利用双树复小波的优越性,提出了基于双树复小波二元统计模型的图像去噪方法,即先假设图像的 DT-CWT 系数的参数统计模型,并利用改进的 MLE 估计参数^[12]来得到与原图系数最吻合的统计模型;然后再根据假定的噪声模型,通过 MAP 对小波系数进行估计;最后用估计得到的小波系数来还原图像。实验表明,本文方法达到了预设的去噪目标,在统计和视觉上都取得了很好的效果。

2 DT-CWT

常规的 2 维实小波变换只能提供 3 个方向 (水平、竖直和对角) 上的分解系数,由于缺乏方向选择性,因而不能很好地辨析出较复杂的图像细节信息。

针对这一问题, Kingsbury 提出了 DT-CWT^[9]方法,其由两个平行的小波树组成,它通过两个离散小波变换来并行处理输入信号,即可以分别得到小波系数的实虚部。合理地设计这两个小波树中的滤波器组就可以实现平移不变性,其冗余度为 $2^m : 1$ (m 是信号的维数)。

1 维 DT-CWT 分解过程如图 1 所示,其中 $h_0(n)$ 、 $h_1(n)$ 是共轭正交滤波器对; $g_0(n)$ 、 $g_1(n)$ 是共轭积分滤波器对; $\downarrow 2$ 表示隔点采样。

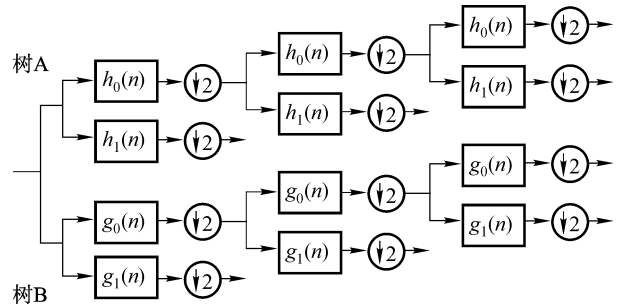


图 1 1 维双树复小波变换

Fig. 1 One-dimensional DT-CWT

当将 1 维 DT-CWT 扩展到 2 维,就可以得到 2 个近似 (低频) 子带和 6 个细节 (高频) 子带,后者分别对应于图像中 6 个不同方向 ($\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$ 、 $\pm 75^\circ$) 的信息。因此, DT-CWT 具有较佳的方向选择特性,可以更好地处理图像边缘纹理等细节信息。

3 小波系数统计模型与系数估计

对于空间域带有加性高斯噪声 (均值为零) 的图像,因为 DT-CWT 属于线性变换,所以图像变换后得到的小波系数可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{w} + \mathbf{n} \\ \mathbf{y} &= (\text{Re } \mathbf{y}, \text{Im } \mathbf{y})^T, \mathbf{w} = (\text{Re } \mathbf{w}, \text{Im } \mathbf{w})^T \\ \mathbf{n} &= (\text{Re } \mathbf{n}, \text{Im } \mathbf{n})^T \end{aligned} \quad (1)$$

其中, \mathbf{w} 为原图的小波系数 (Re, Im 分别表示实、虚部系数), \mathbf{n} 为零均值高斯噪声变化得到的小波系数。

本文利用最大后验概率 (MAP) 最大化 $\ln(\mathbf{w} | \mathbf{y})$ 来估计 \mathbf{w} , 即

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}} &= \arg \max \ln p(\mathbf{w} | \mathbf{y}) \\ &= \arg \max \ln \frac{p(\mathbf{y} | \mathbf{w}) p(\mathbf{w})}{p(\mathbf{y})} \\ &= \arg \max [\ln p(\mathbf{y} | \mathbf{w}) + \ln p(\mathbf{w}) - \ln p(\mathbf{y})] \end{aligned}$$

$$= \arg \max [\ln p(\mathbf{y} | \mathbf{w}) + \ln p(\mathbf{w})] \quad (2)$$

式中, $\ln p(\mathbf{y} | \mathbf{w}) = \ln p(\mathbf{n})$, 因为噪声变化得到的实虚部系数独立同分布, 均属于零均值高斯分布, 因此 \mathbf{n} 服从二元高斯分布 (均值为零), 即 $p(\mathbf{n}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\text{Re}\mathbf{n}^2 + \text{Im}\mathbf{n}^2}{2\sigma^2}}$, σ^2 是噪声方差。下面本文通过建立合适的模型来估计 $p(\mathbf{w})$ 。

3.1 小波系数统计模型

自然图像的小波系数直方图, 在零值附近对称分布, 即在零处出现峰值, 且两侧有很长的拖尾, 可见其不符合传统的高斯分布。为了更好地描述小波系数的统计分布, Mallat 首次提出用 GGD 模型作为小波高频子带系数的先验分布模型^[13]。

考虑到 DT-CWT 实际上是两个独立的实小波变换的组合, 因此即可以假定双树复小波系数符合二元 GGD 模型^[14],

$$p(\mathbf{w}) = \gamma \exp \left\{ - \left(\frac{(\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}_w^{-1} (\mathbf{w} - \boldsymbol{\mu})}{\alpha} \right)^\beta \right\}$$

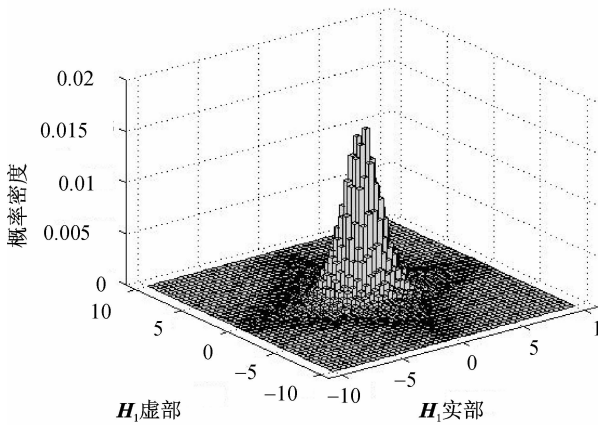
$$\gamma = \frac{\beta}{\pi \alpha \Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right) \left| \boldsymbol{\Sigma}_w \right|^{\frac{1}{2}}} \quad (3)$$

上式中, $\mathbf{w} = (\text{Re } \mathbf{w}, \text{Im } \mathbf{w})^T$, $\boldsymbol{\mu}$ 是 \mathbf{w} 的均值向量, 因为小波子带系数均值为零, 所以 $\boldsymbol{\mu} = (0, 0)^T$, α 为尺度参数, β 为形状参数, $\alpha = 2, \beta = 1$ 时, 式(3)即为二元高斯分布模型。 $\boldsymbol{\Sigma}_w$ 为 \mathbf{w} 的协方差矩阵, γ 是归一化因子, $\Gamma(\cdot)$ 是 Gamma 函数。对参数 α, β 的估计决定了本文的 GGD 模型与实验中小波系数分布的吻合程度。

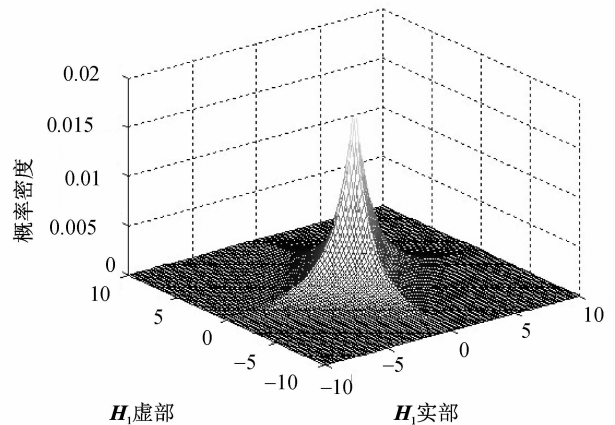
为了观察实际小波系数的概率分布和上述 GGD 概率分布模型的是否吻合, 本文先对经小波分解后 $\pm 15^\circ$ 方向上 Lena 图像 (512 \times 512) 的第 1 级小波系数 H_1 的实虚部进行了直方图统计, 并通过非线性最小方差法来估计该级系数的 α, β ; 然后通过式(3)得到相应的 GGD 模型, 小波系数的概率分布与 GGD 模型的比较结果见图 2。

从图 2 中可以看出, 原图小波系数的分布和估计所得的 GGD 模型基本一致。此外, 还可以看出小波系数在实虚部上的二元分布也是近似对称的, 因此, 为了节省时间, 本文实验中仅用小波系数的实部来估计参数 α, β 。

去噪过程中, 人们希望得到能够符合原图的 GGD 模型的最佳的 α, β 估计, 但实际应用中, 这只



(a) 小波系数的概率分布图



(b) 相应估计的GGD模型

图 2 Lena 图 H_1 级小波系数分布图和 GGD 模型的比较

Fig. 2 Comparison of distribution of H_1 coefficients of Lena to GGD model

能通过带噪图的 GGD 模型 (参数为 α, β) 来进行估计。为此, 本文选择了一些典型图像 (包括 Lena, Boat, Barbara, Pepper, Cameraman, Bird 等), 并对这些图像在不同方向、不同尺度下的参数 α 进行了估

计, 结果发现, 多数图像的参数 α 集中在 0 ~ 1 之间, 均值约为 0.4, 而且 α 的大小对最后的系数估计影响不大, 这和 Cho 等人利用多元 GGD 模型分析实小波系数分布时, 所观察得到的结论相同^[11], 所以

本文算法中取 α 为 0.4。为了研究 β_y 之间的关系,本文选择了 6 幅不同细节水平的图像,在不同噪声水平下,对其不同方向、不同尺度的小波系数进行估计,同时观察 β_y 与噪声标准方差 σ 之间的关系,其中 $\pm 15^\circ$ 方向的第 1 级小波系数 H_1 的概率分布情况如图 3 所示(其他方向、尺度上的概率分布结果类似)

从图 3 可以看出, β_y 与 σ 之间的关系基本吻合幂指数函数,因此可用 $\beta_y = a\sigma^b + c$ 对其进行拟合,其中 c 即是 β , 因为由不同图像估计所得的 β 各不

相同,因此实际上可用 $\Delta\beta = a\sigma^b$ ($\Delta\beta = \beta_y - \beta$) 来分别估计这 6 幅图小波分解后的不同方向、尺度上的系数 a, b (H_1, H_2, H_3 分别是 $\pm 15^\circ$ 方向的各级小波系数, D_1, D_2, D_3 分别是 $\pm 45^\circ$ 方向的各级小波系数, V_1, V_2, V_3 分别是 $\pm 75^\circ$ 方向上的各级小波系数),并计算其均值和相应的标准方差(standard deviation, STD),计算结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,由于不同图像相同方向尺度上估计所得的系数 a, b 相差不大,因此下面的实验中就用表 1 中的系数 a, b 的均值来估计相应的 β 。

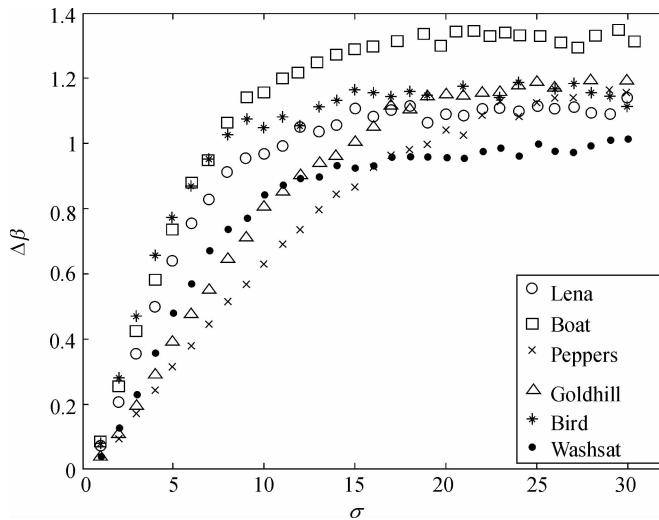


图 3 6 幅不同细节水平图像的 H_1 小波系数中,噪声标准方差 σ 与 $\Delta\beta$ 之间的关系图

Fig. 3 The relationship between σ and $\Delta\beta$ for wavelet coefficients in H_1

表 1 用幂指数函数对 β_y 和 σ 的关系进行拟合得到的系数 a, b 的统计结果

Tab.1 Means and STDs of the results of line-fitting of β_y and σ using exponential function. The mean values and STD of parameter a, b in the relationship between β_y and σ for wavelet coefficients in different directions and scales

各方向小波系数	系数 a 均值	系数 a STD	系数 b 均值	系数 b STD
H_1	0.30	0.12	0.45	0.13
H_2	0.05	0.02	0.97	0.11
H_3	0.01	0.01	1.22	0.32
V_1	0.19	0.08	0.60	0.14
V_2	0.04	0.02	0.96	0.09
V_3	0.007	0.006	1.31	0.19
D_1	0.37	0.05	0.30	0.03
D_2	0.12	0.03	0.72	0.08
D_3	0.03	0.009	0.98	0.08

3.2 系数估计

利用上面得出的先验概率模型后,再代入式(2)中,即得到下式:

$$\hat{w} = \left(1 - \frac{\sigma^2}{\alpha^\beta \sigma_x |y|} \right)_+ y \quad (4)$$

其中, σ^2 是噪声方差, σ_x^2 是原小波系数 x 的方差,即

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{median}(|y_j|)}{0.6745} \quad (5)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\max(\sigma_y^2 - \sigma^2, 0)}$$

其中, $\sigma_y^2 = \frac{1}{|N_s|} \sum_{k=1}^{|N_s|} y_k^2$, y_j 是取第 j 级分解的子图系数的实部(虚部亦可), y_k 是当前子带在邻域 $N_{s \times s}$ 内的小波系数, $|N_{s \times s}|$ 是以 y_k 为中心的 $s \times s$ 大小的邻域内的像素数目。

实际应用中,考虑到小波系数的实虚部的方差

还是有一定差别的,因此,为了对其进行补偿,参照 Senthilkumar 提出的方法^[15],本文在式(3)中加入一个调节因子 r ,改进后的系数估计如下:

$$\hat{w} = \left(1 - \frac{1}{r} \frac{\sigma^2}{\alpha^\beta \sigma_x |y|} \right)_+ y \quad (6)$$

$$r = \sqrt{\left(\frac{\text{Re } y}{\text{Re } \hat{\sigma}} \right)^2 + \left(\frac{\text{Im } y}{\text{Im } \hat{\sigma}} \right)^2}$$

式中, $(\text{Re } \hat{\sigma})^2$ 、 $(\text{Im } \hat{\sigma})^2$ 分别是 $\text{Re } y$ 和 $\text{Im } y$ 的方差。

4 图像降噪算法的步骤

基于双树复小波二元统计模型的图像去噪方法的具体步骤如下:

- (1) 将带噪图像进行 3 级双树复小波分解。
- (2) 先利用式(5)估计噪声系数的标准方差,再用 Minghong 改进的 MLE 估计方法^[12]来统计模型参数。在实验中,第 1、2、3 级的窗口大小分别设定为 $11 \times 11, 7 \times 7, 5 \times 5$ 。
- (3) 用式(6)对每个复数小波系数进行收缩。
- (4) 用新系数进行逆双树复小波变换来得到去噪图像。

5 实验讨论

为了验证上述方法的去噪效果,选取了 2 幅

512×512 大小的 Lena 和 Boat 图像进行了仿真实验,并将其去噪效果分别和去噪性能优越的多元统计法^[11]进行比较。最后通过去噪图的峰值信噪比 (PSNR) 和视觉效果来评价这两种方法的去噪性能。PSNR 定义如下:

$$PSNR = 10 \times \lg \frac{256^2}{MSE} \quad (7)$$

从图 4 和图 5 中可以看出,本文方法对不同细节水平的图像均有良好的去噪效果。虽然多元统计法对细节的保留程度要略优于本文的方法,但是其在去噪图像的边缘处存在明显的振铃效应,而这点则在本文方法的去噪图像中得到明显抑制(如图 6 所示),因此本文方法可以取得更好的视觉效果。

此外,还选取了 3 幅去噪实验中常用的图像,分别加不同水平的高斯噪声后,再对其进行去噪处理,以验证本文方法对不同噪声水平的图像的去噪效果,并将其去噪结果和其他方法的去噪效果进行比较。比较结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,本文方法对不同噪声水平的图像均取得了良好的去噪效果。与基于标量小波变换的方法相比,本文方法去噪处理后的图像在 PSNR 上有 2 ~ 3 dB 的提高。同采用相同小波变换的方法相比,本文方法虽然没有考虑小波系数上下级之间的关系,但是仍然取得了优良的去噪效果。

表 2 不同的去噪方法对不同高斯噪声水平图像降噪后的结果比较

Tab. 2 Comparison of the PSNR of denoised images by different denoising algorithms at different noise levels

图像	噪声水平	不同去噪方法去噪后图像的峰值信噪比 (dB)					
		BayesShrink ^[4] 标量小波	HTM ^[3] 标量小波	Lo-BiShrink ^[8] 复小波	Multi-statistical ^[11] 复小波	GSM ^[10] 过完备小波	本文方法 复小波
Boat	$\sigma = 10$	31.8	32.28	33.1	33.31	33.58	33.62
	$\sigma = 15$	29.78	30.31	31.36	31.46	31.70	31.68
	$\sigma = 20$	28.48	28.84	30.08	30.14	30.38	30.33
	$\sigma = 25$	27.40	27.68	29.06	29.12	29.37	29.27
	$\sigma = 30$	26.60	26.83	28.31	28.24		28.40
Barbara	$\sigma = 10$	30.86	31.36	33.35	33.16	34.03	33.61
	$\sigma = 15$	28.51	29.23	31.31	30.71	31.86	31.55
	$\sigma = 20$	27.13	27.80	29.80	29.12	30.32	30.06
	$\sigma = 25$	26.01	25.99	28.61	27.94	29.13	28.82
	$\sigma = 30$	25.16	25.11	27.65	27.10		27.82

续表

不同去噪方法去噪后图像的峰值信噪比 (dB)

图像	噪声水平	BayesShrink ^[4]	HTM ^[3]	Lo-BiShrink ^[8]	Multi-statistical ^[11]	GSM ^[10]	本文方法
		标量小波	标量小波	复小波	复小波	过完备小波	复小波
Lena	$\sigma = 10$	33.32	33.84	35.34	35.35	35.61	35.10
	$\sigma = 15$	31.41	31.76	33.67	33.7	33.90	33.50
	$\sigma = 20$	30.17	30.39	32.40	32.46	32.66	32.27
	$\sigma = 25$	29.22	29.24	31.40	31.48	31.69	31.25
	$\sigma = 30$	28.48	28.35	30.54	30.68		30.33

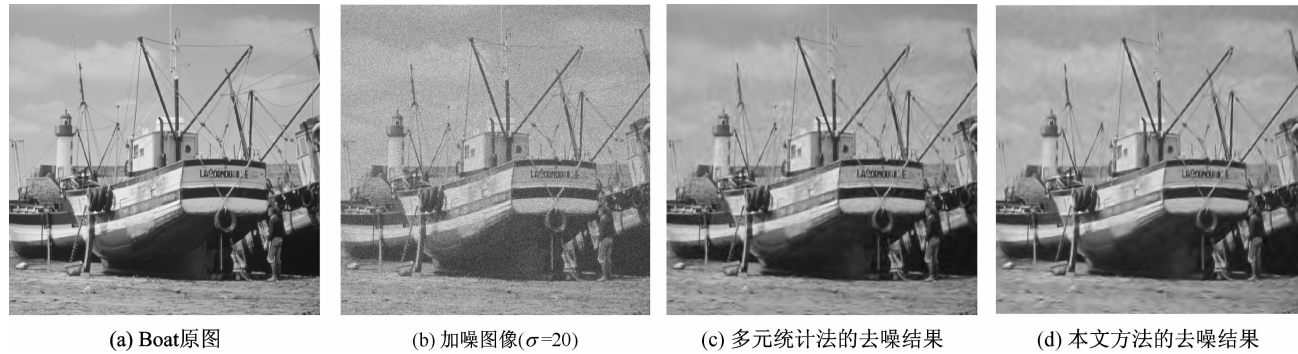
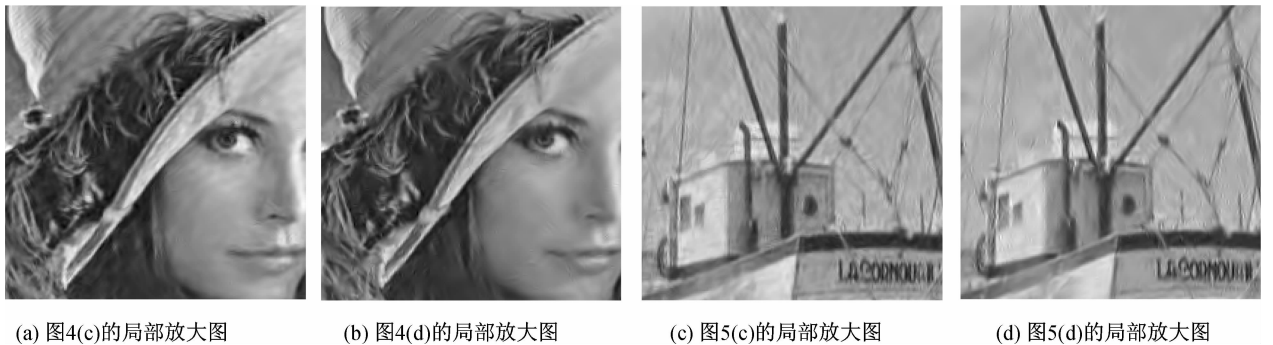
图 4 对 $\sigma = 20$ 的 Lena 加噪图像分别用不同方法处理后的结果比较Fig. 4 Comparison of the results of different image denoising methods on noisy Lena image with $\sigma = 20$ 图 5 对 $\sigma = 20$ 的 Boat 加噪图像分别用不同方法处理后的结果比较Fig. 5 Comparison of the results of different image denoising methods on noisy Boat image with $\sigma = 20$ 

图 6 图 3(c)、图 3(d)和图 4(c)、图 4(d)的局部放大图

Fig. 6 Magnified parts of image (c) and (d) in Fig. 3 and Fig. 4

6 结 论

本文首先对自然图像的双树复小波系数分布进行统计建模,并提出了带参数的二元广义高斯分布模型;然后针对不同的带噪图像自适应地估计参数;最后运用最大后验概率估计方法对不同方向子带的小波系数进行估计。与现有的其他基于统计建模的去噪方法相比,由于本文提出的方法并没有考虑小波系数上下级之间的相关,仅仅是针对同一尺度的小波系数的实虚部的分布进行统计拟合,因此模型比较简单。该方法在降噪图像的 PSNR 上可以取得和表 2 中其他统计去噪方法相媲美的结果,并可取得很好的视觉效果。

致 谢 感谢 D. Cho 提供了 multi-statistical 算法的源程序,图 4(c)、图 5(c)以及表 2 中 Barbara 图像的去噪数据均是由该程序计算所得。

参考文献 (References)

- 1 Donoho D L. Denoising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, **41**(3): 613-627.
- 2 Donoho D L, Johnstone L M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of American Statistic Association, 1995, **90**(12):1200-1224.
- 3 Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, **46**(4): 886-902.
- 4 Chang S, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, **9**(9): 1532-1546.
- 5 Cai T T, Wilverman B W. Incorporating information on neighboring coefficients into wavelet estimation [J]. The Indian Journal of Statistics, 2001, **63**(2):127-148.
- 6 Chen G Y, Bui T D. Multiwavelet denoising using neighboring coefficients [J]. IEEE Transactions on Signal Processing Letters, 2003, **10**(7): 211-214.
- 7 Sendur L, Selesnick I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based denoising exploiting interscale dependency [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, **50**(11): 2744-2756.
- 8 Sendur L, Selesnick I W. Bivariate shrinkage with local variance estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing Letters, 2002, **9**(12): 438-441.
- 9 Kingsbury N G. Image processing with complex wavelets [J]. Philosophical Transactions Royal Society London A, 1999, **357**(9): 2543-2560.
- 10 Portilla J, Strela V, Wainwright M, *et al.* Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2003, **12**(11): 1338-1351.
- 11 Cho D, Bui T D. Multivariate statistical modeling for image denoising using wavelet transforms [J]. IEEE Transactions on Signal Processing: Image Communication, 2005, **20**(1):77-89.
- 12 Minghong P. Improve maximum likelihood estimation for subband GGD parameters [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, **27**(14): 1710-1713.
- 13 Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition; the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, **11**(7):674-693.
- 14 Coban M Z, Mersereau R M. Adaptive subband video coding using bivariate generalized Gaussian distribution model [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference [C], Atlanta, Georgia, USA, 1996, **4**:1990-1993.
- 15 Senthilkumar R. Performance improvement in the bivariate models by using modified marginal variance of noisy observations for image denoising applications [A]. In: Proceedings of The Third World Enformatika Conference [C], Istanbul, Turkey, 2005, **5**: 294-298.