

一种改进的图像组合滤波方法*

侯建华^{1,2} 田金文¹ 柳 健¹

(1 华中科技大学图象识别与人工智能研究所, 图象信息处理与智能控制教育部重点实验室, 武汉 430074)

(2 中南民族大学电子信息工程学院, 武汉 430074)

摘 要 利用小波阈值去噪和 Wiener 滤波的特点, 在文献[7]的基础上提出了一种改进的组合滤波方法, 在进行空域自适应滤波之前, 先对经 BayesShrink 处理过的预去噪图像重新估计其噪声方差, 通过数值计算给出了该噪声方差的一种近似最优估计公式. 实验结果表明该方法在去噪图像的均方误差和对不同图像的适应性方面都得到了改善.

关键词 小波阈值去噪; BayesShrink; 空域自适应滤波; 预去噪图像; 噪声方差

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

0 引言

图像去噪的目的就是在滤除噪声的同时尽可能的保留重要的信号特征, 去噪的过程即从含噪信号中对真实信号做出最优估计. 小波变换因其良好的时-频局部化性质, 在信号去噪领域获得了广泛应用. Donoho 等人首先提出了非线性小波阈值去噪的概念, 并在理论上证明了该方法的渐近最优估计性能^[1,2]. 小波阈值去噪的关键是阈值以及阈值函数的选取, 在这一方面已做了大量的研究, 其中在实际中用得最多的有 Donoho 的 VisuShrink^[1] 和 SureShrink 算法^[2] 以及 Chang 等提出的 BayesShrink 算法^[3].

在传统的图像滤波方法中, 典型代表为 Wiener 线性滤波器, 它是最小均方误差(MMSE)意义上的最优估计器. 近年来结合两者特点, 人们提出了多种基于小波的 Wiener 滤波方法, 它们都是在小波域中对小波系数进行 Wiener 滤波, 获得了较好的去噪效果^[4~6]. 另一种方案^[7] 则是先对图像采用小波阈值去噪, 然后在空域中进行自适应 Wiener 滤波, 即 Lee 滤波. 本文在文献[7]的组合滤波方法基础上进行了改进, 在空域 Wiener 滤波之前, 对经小波阈值去噪处理过的图像(以下称为预去噪图像)重新估计残留于其中的噪声方差, 以此作为 Lee 滤波器的参数. 仿真实验证明了这种噪声方差估计的近似最优性和改进后组合滤波方法的有效性.

1 基于 BayesShrink 和 Wiener 滤波的组合去噪方法

1.1 BayesShrink 算法

设 $g_{i,j} = f_{i,j} + \epsilon_{i,j}$, $i, j = 1, 2, \dots, N$. 式中 $g_{i,j}$, $f_{i,j}$, $\epsilon_{i,j}$ 分别代表观测到的含噪图像、真实图像、以及噪声; 其中 $\epsilon_{i,j}$ 独立同分布(iid)且服从 $N(0, \sigma^2)$, $\epsilon_{i,j}$ 与 $f_{i,j}$ 独立. 设 $Y_{i,j} = X_{i,j} + V_{i,j}$ 为相应的小波系数. 为简单起见, 上面两式分别写成 $g = f + \epsilon$ 和 $Y = X + V$.

研究发现大量自然图像的小波系数可以用广义高斯分布(GGD)很好地加以描述, Chang 等在此假设下通过最小化贝叶斯风险函数, 得到了一个随子带自适应调整的、称为 BayesShrink 阈值的估计公式^[3]

$$\hat{T}_B(\hat{\sigma}_X) = \hat{\sigma}^2 / \hat{\sigma}_X \quad (1)$$

式中噪声标准差 $\hat{\sigma}$ 采用鲁棒性的中值估计^[1,2]

$$\hat{\sigma} = \text{median}(|Y_{ij}|) / 0.6745, Y_{ij} \text{ 是最高频对角线子带的小波系数} \quad (2)$$

$\hat{\sigma}_X^2$ 为图像小波系数在不同子带中的方差, 按如下方式估计

$$\hat{\sigma}_Y^2 = \frac{1}{n \times n} \sum_{i,j=1}^n Y_{ij}^2 \quad (3)$$

$$\hat{\sigma}_X = \sqrt{\max(\hat{\sigma}_Y^2 - \hat{\sigma}^2, 0)} \quad (4)$$

式(3)中 $n \times n$ 是子带尺寸.

BayesShrink 算法的去噪步骤为先对含噪图像进行离散小波变换; 再按式(1)~(4)进行参数估计得到不同子带的阈值, 采用软阈值规则处理小波系数(其中低频子带近似小波系数保持不变); 最后经小波反变换得到去噪图像.

1.2 空域自适应 Wiener 滤波

传统的线性 Wiener 滤波器是根据最小均方误差(MMSE)准则来设计的, 可以在空间域和变换域

*国家“十五”高新技术研究发展计划重点资助项目(2002A A133010)

Tel: 027-67842610 Email: zil@scuec.edu.cn

收稿日期: 2005-03-28

(如频域、小波域)中进行滤波处理. 形式为

$$H(i, j) = \frac{\sigma_f^2(i, j)}{\sigma_f^2(i, j) + \sigma_n^2} \quad (5)$$

式中 $\sigma_f^2(i, j)$ 、 σ_n^2 分别表示在坐标 (i, j) 处的信号方差以及噪声方差. 空域自适应 Wiener 滤波也称为 Lee 滤波^[11], 采用邻域窗口内的信息来估计 $\sigma_f^2(i, j)$ 、 σ_n^2 . 其中噪声方差估计采用观测数据 g (即含噪信号) 的方差均值

$$\hat{\sigma}_n^2 = \text{mean}\{\hat{\sigma}_g^2(i, j)\} \quad (6)$$

该算法的特点是在含噪图像信噪比较大时效果很好.

1.3 组合滤波方法

文献[3]指出 BayesShrink 阈值与 Donoho 提出的 SURE 阈值在去噪性能上有许多相似的地方; 而 SURE 阈值趋于保守, 表现为去噪后的图像中还残留有一部分噪声^[2]. 再考虑到 BayesShrink 算法只针对图像的高频小波系数进行处理, 故对经过 BayesShrink 算法去噪后的图像, 有可能进一步提高其恢复质量.

另一方面, 结合 Lee 滤波器在含噪图像信噪比较大时效果好的特点, 文献[7]提出了一种组合去噪方案: 先在小波域用 BayesShrink 算法对图像去噪, 提高信噪比, 再在空间域上利用 Lee 滤波器进一步提高恢复图像的精度.

2 算法改进

Lee 滤波方法假设图像在一个指定的窗口内是局部平稳的, 各像点在其方差确定的条件下服从高斯分布, 因此利用观测到的含噪数据估计每个像点的局部方差以及噪声的方差, 就可进行 Wiener 滤波. Lee 滤波算法在图像的平滑区域滤波效果很好, 但在图像边缘附近去噪性能则明显下降, 因为在

边缘处的窗口中局部平稳的假设显然不成立. 对于用 BayesShrink 算法得到的预去噪图像, 残留噪声不服从高斯分布, 直接采用原来的 Lee 滤波反而会降低图像信噪比. 所以需要 Lee 滤波算法做适当的修正.

设 $g = f + \epsilon$, 噪声 ϵ 的方差为 σ^2 , 噪声水平 (即噪声标准差) 为 σ ; f_1 表示用 BayesShrink 算法得到的预去噪图像. 现在用 Lee 滤波器进一步处理 f_1 . 在有关 Lee 滤波的文献中, 作者一般都是讨论如何改进信号方差的估计精度; 而对于噪声方差估计对 Lee 滤波器性能的影响, 文献尚少有报道. 事实上噪声方差的估计直接影响到去噪算法的性能^[8~10]. 在对预去噪图像进行 Lee 滤波的实验中发现, 合理地选择 (估计) 噪声方差能够有效地提高去噪性能. 为此做了如下数值实验.

数值实验 1: 固定噪声水平 σ , 考察 Lee 滤波后的均方误差 MSE 与 Lee 滤波器 $\hat{\sigma}_n^2$ 之间的关系. 实验图像采用 Barbara 512×512 , 噪声水平 σ 分别为 10, 20, 30, 40, 经预去噪后再进行 Lee 滤波. 利用数值计算, 绘制了在固定噪声水平下 Lee 滤波后的均方误差 MSE 与 Lee 滤波器 $\hat{\sigma}_n^2$ 之间的关系曲线, 见图 1. 从图 1 中可看出: 1) 在固定噪声水平 σ 条件下, Lee 滤波器所产生的 MSE 与其采用的噪声方差 $\hat{\sigma}_n^2$ 密切相关, 且存在一个最佳噪声方差 $\sigma_{n, opt}^2$ 使得 MSE 最小; 2) 该最佳噪声方差可以用原始加噪图象中的固定噪声水平 σ 来近似, 例如图 1(a)、(c) 中最佳噪声方差非常接近原始噪声水平 10, 30; 而在图 1(b)、(d) 中虽然最佳噪声方差与原始噪声水平相差较大, 但以 σ 作为 $\hat{\sigma}_n^2$ 所产生的 MSE 与最小 MSE 却相差无几.

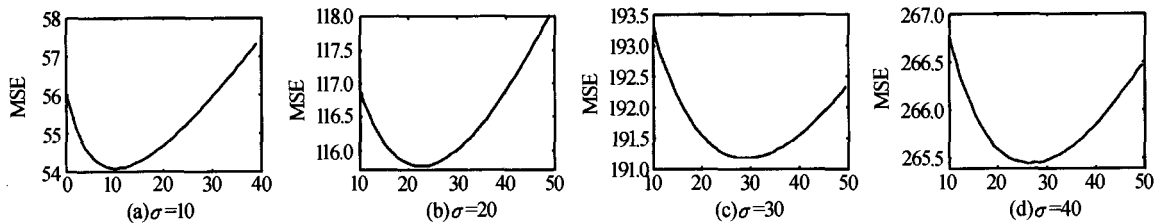


图 1 固定噪声水平 σ 下 Lee 滤波后的均方误差 MSE 与 Lee 滤波器 $\hat{\sigma}_n^2$ 之间的关系

Fig. 1 The functional curve of MSE by Lee filtering of the pre-denoised image against $\hat{\sigma}_n^2$

在实际中 σ 可由式(2)得到其估计, 因此最佳噪声方差估计为

$$\hat{\sigma}_{n, opt}^2 = \text{median}(|Y_{ij}|) / 0.6745 \quad (7)$$

也就是说是用前一步骤的原始噪声的标准差估计 $\hat{\sigma}$ 来作为后一步骤的最佳噪声方差估计 $\sigma_{n, opt}^2$.

数值实验 2: 考察在不同噪声水平 σ 条件下, 分别按式(6)传统 Lee 滤波噪声方差估计、式(7)本文

噪声方差估计所产生的 MSE 与最佳噪声方差估计所对应的最小 MSE 之间的差值. 图 2 给出了实验结果. 图 2 说明了本文方法得到的 MSE (虚线) 与最小 MSE 吻合得很好. 相比较而言, 传统 Lee 滤波对较平滑的图像 (如 Lena), 虽然与最小 MSE 吻合程度远不如本文方法, 但差值 (实线) 并不是太大; 然而对边缘、纹理等特征较多的图像 (如 Barbara), 传统

Lee 滤波与最小 MSE 的吻合程度以及差值与方法就都存在很大的距离。

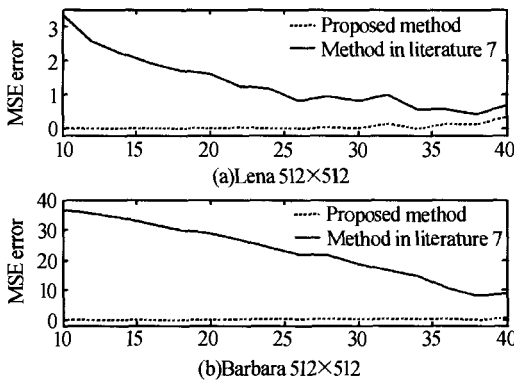


图 2 不同噪声方差估计方法所产生的 MSE 与最佳噪声方差估计所对应的最小 MSE 之间的差值
Fig. 2 MSE error produced by different noise variance estimate methods relative to $\sigma_{n,opt}^2$

图 3 给出了 Lena 图像预去噪前后噪声标准差的变化,最上面的曲线(直线)是加性原始高斯噪声标准差,对应预去噪前的噪声;中间的曲线是预去噪后残留噪声的实际标准差,其数值明显减小了;而最下面的曲线是由式(7)开根号后得到的。

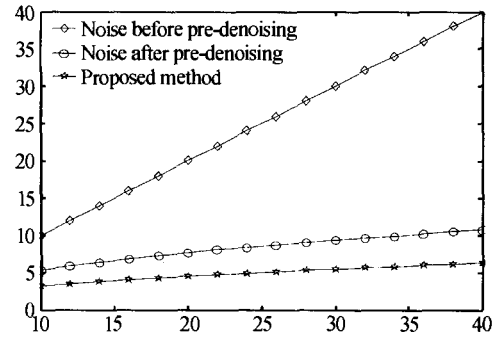


图 3 预去噪前后噪声标准差的变化
Fig. 3 The change of noise standard deviation before and after pre-denoising

3 实验结果

实验图像采用 512×512 Lena、Barbara, 噪声水平分别为 10, 20, 30, 40, 用 Daubechies8 小波进行 4 尺度分解. 参与实验的去噪方法为: 1) BayesShrink 算法; 2) Lee 滤波; 3) 文献[7]的组合滤波方法; 4) 本文方法. 为了避免一次加噪产生的随机影响, 每个噪声水平下重复做 5 次实验, 取 5 次平均的 MSE 和图像峰值信噪比 PSNR, 实验结果见表 1,

表 1 不同去噪方法的实验结果

去噪方法	噪声水平 σ							
	$\sigma=10$		$\sigma=20$		$\sigma=30$		$\sigma=40$	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
含噪图像 Lena	99.90	28.14	399.58	22.11	899.06	18.59	1598.3	16.09
1 BayesShrink	28.05	33.65	59.15	30.41	88.27	28.67	116.1	27.48
2 Lee 滤波	26.32	33.93	80.17	29.09	173.45	25.74	303.53	23.31
3 文献[7]方法	27.16	33.79	54.89	30.74	83.34	28.92	111.41	27.66
4 本文方法	24.76	34.19	53.74	30.83	82.60	28.96	111.0	27.68
含噪图像 Barbara	99.90	28.14	399.58	22.11	899.06	18.59	1598.3	16.09
1 BayesShrink	51.18	31.04	121.29	27.29	192.69	25.28	262.65	23.94
2 Lee 滤波	66.81	29.88	135.06	26.83	241.19	24.31	382.50	22.30
3 文献[7]方法	78.20	29.20	135.38	26.82	203.46	25.05	271.38	23.80
4 本文方法	46.38	31.47	112.12	27.63	185.07	25.46	260.38	23.97

其中黑体部分代表同一条件下的最好结果。

从表 1 中看出: 1) 传统 Lee 滤波在噪声水平小、图像信噪比较高时去噪效果较好, 其均方误差在 Lena 图像加噪水平为 10 时比 BayesShrink 算法还小; 除此以外, BayesShrink 算法所产生的 MSE 均优于 Lee 滤波. 2) 与 BayesShrink 算法相比, 文献[7]方法对 Lena 图像的 MSE 均得到了改善, 但对 Barbara 图像而言其去噪性能反而下降了; 这说明该方法对图像的适应性能力还有待改进. 3) 本文方法由于考虑了预去噪图像中的残留噪声不服从高斯分布, 为 Lee 滤波器噪声方差做了修正, 采用了一种最佳噪声方差估计, 保证了组合的两种算法能够较好地匹配, 因此去噪后图像的 MSE、PSNR 均优于前面的三种方法. 在其他一些图像上的实验也得出

了类似结论。

4 结论

对文献[7]提出的组合滤波方法进行了改进, 针对预去噪图像中的残留噪声不服从高斯分布的特点, 对 Lee 滤波器噪声方差进行了重新估计, 利用数值计算给出了一种估计最优噪声方差的方法, 实现了 BayesShrink 算法与 Lee 滤波之间的匹配; 仿真实验证明了这种噪声方差估计的近似最优性和改进后组合滤波方法的有效性. 如文献[7]指出, 在实际应用中, 将不同的方法结合起来是改善图像去噪效果的一条有效途径. 关键是如何利用这些方法的特点以及保证它们之间的匹配性. 进一步的改进工作需对预去噪图像中残留噪声的分布做深入的研究,

期望得到一个理论上的模型,并以此作为噪声的先验知识,在实际图像去噪中发挥更好的作用.这也是下一步的研究任务.

参考文献

- 1 Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage. *Biometrika*, 1994, **81**(3): 425~455
- 2 Donoho D L, Johnstone I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the American Statistical Assoc*, 1995, **90**(432): 1200~1224
- 3 Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression. *IEEE Trans Image Processing*, 2000, **9**(9): 1532~1546
- 4 Mihcak M K, Kozintsev I, Ramchandran K, et al. Low-complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients. *IEEE Signal Processing Letters*, 1999, **6**(12): 300~303
- 5 Jin F, Fieguth P, Winger L, et al. Adaptive wiener filtering of noisy image and image sequences. *Proc of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'03)*, 2003, **3**: 349~352
- 6 Rahman S M, Hasan M K. Wavelet-domain iterative center weighted median filter for image denoising. *Signal Processing*, 2003, **83**(5): 1001~1012
- 7 尚晓清,王军锋,宋国乡. 基于 Bayesian 估计和 Wiener 滤波的阈值去噪方法. *光子学报*, 2003, **32**(7): 889~891
Shang X Q, Wang J F, Song G X. *Acta Photonica Sinica*, 2003, **32**(7): 889~891
- 8 赵瑞珍,王卫卫,宋国乡. Poisson 噪声在小波变换域内的分布特性及去除方法. *光子学报*, 2001, **30**(12): 1466~1469
Zhao R Z, Wang W W, Song G X. *Acta Photonica Sinica*, 2001, **30**(12): 1466~1469
- 9 李勇量,倪国强,陈小梅. 基于尺度相关性的微光图像降噪算法及其硬件实现. *光子学报*, 2003, **32**(6): 749~752
Li Y L, Ni G Q, Chen X M. *Acta Photonica Sinica*, 2003, **32**(6): 749~752
- 10 吴冬梅. 基于平移不变小波阈值算法的噪声图象估计. *光子学报*, 2004, **34**(2): 306~309
Wu D M. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **34**(2): 306~309
- 11 Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Trans Pat Anal Mach Intell*, 1980, **PAMI-2**: 165~168

An Improved Joint Scheme for Image Denoising

Hou Jianhua^{1,2}, Tian Jinwen¹, Liu Jian¹

¹ Institute of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, Huazhong University of Science & Technology, Laboratory for State Key Image Processing & Intelligence Control, Wuhan 430074

² College of Electronic Information Engineering, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074

Received date: 2005-03-28

Abstract On the basis of the combined method presented in Reference [7], an improvement was implemented by exploiting the characteristics of both wavelet thresholding denoising and spatial Wiener filtering. After BayesShrink thresholding denoising in wavelet domain to obtain a pre-denoised image, the noise variance was estimated for the following Lee filtering. The optimal noise variance estimation for Lee filter was given by numerical computation. Experiment results show the improvement of the proposed approach in terms of MSE, signal-to-noise ratio (SNR), as well as adaptability to different images.

Keywords Wavelet thresholding denoising; BayesShrink; Spatially adaptive filtering; Pre-denoised image; Noise variance



Hou Jianhua was born in 1964. He graduated from Beijing Institute of Technology (BIT) and University of Electronic Science and Technology of China (UEST), in 1985 and 1987 respectively. As an associate professor of South-Central University for Nationalities (SCUFN), currently he is a Ph. D. candidate in Institute of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, Huazhong University of Science & Technology (HUST). His research interests include image processing, pattern recognition and application of wavelet in signal processing.