有效保持细节特征的图像椒盐噪声滤除方法

肖 泉[1],丁兴号[1],王守觉[1,2],廖英豪[1],郭东辉[1]
(1.厦门大学信息科学与技术学院电子工程系,福建厦门 361005; 2.中国科学院半导体研究所,北京 100083)

摘 要: 论文结合几种去噪方法,提出一种统一的图像去噪模型.该模型通过一个统一的目标函数将图像去噪问题转化为最优化问题,目标函数的构造主要包括估计残差惩罚函数、局部权函数及正则化项三个方面.随后基于此模型提出一种新的去除椒盐噪声的非线性滤波方法,其中估计残差惩罚函数采用 $L1$ 范数形式,局部权函数采用自适应高斯核函数,正则化项则利用图像的小波域稀疏性作为先验约束来构造.由于充分融合了图像的全局和局部统计特性,因而在抑制噪声的同时能够更好地保持图像边缘等细节特征,相关去噪实验结果证实了本文方法的有效性.

关键词: 图像去噪; 非线性滤波; 自适应加权; 细节保持
中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 10-2273-06

A Novel Detail-Preserving Algorithm for Removing Salt-and-Pepper Noise

XIAO Quan[1], DING Xing-hao[1], WANG Shou-jue[1,2], LIAO Ying-hao[1], GUO Dong-hui[1]
(1. *School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen, Fujian* 361005;
2. *Institute of Semiconductors of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100083)

Abstract: A unified model for image denoising is proposed based on the analysis of several denoising methods. It by designing a unified objective function leads the image denoising into an optimization problem. The objective function builds up with three parts: the residual error penalty function, the local weighting function and the regularization term. Under this unified model, a novel nonlinear filtering algorithm for removing salt-and-pepper noise is subsequently proposed, in which the residual error penalty function in the form of $L1$ norm, the weighting function utilizes the adaptive Gaussian kernel, and the regularization term is constructed by using the apriority of image's sparse property in wavelet domain. Since the proposed model fully considers the global and local statistical property of image, and hence behaves much better in edge preservation. Experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: image noising; nonlinear filtering; adaptive weighing; detail-preserving

1 引言

图像在形成和传输过程中,不可避免受各种噪声干扰,其中椒盐噪声是主要噪声之一.椒盐噪声又称为双极性脉冲噪声,这种噪声表现的特点是噪声点的灰度值与邻域像素点具有明显不同,因此在图像中造成过亮或过暗的像素点,严重影响图像的视觉质量.此外,由于噪声点相对于邻近像素点在灰度值上的突变,这对图像的纹理提取、特征点检测等处理造成极大困难.因此,有效去除椒盐噪声具有重要理论和实际意义.

针对椒盐噪声的去除问题,中值滤波作为一种局部非线性滤波算法是一种较简单而有效的方法,但由于其仅利用邻域中值来替代原有像素点的值以实现去噪,容易使去噪后图像变模糊.为此,众多学者提出了许多改进算法[1~5],这些算法都是针对中值滤波的不足而提出来的,一般都采用了对噪声点先检测后滤波的思路,以达到抑制噪声和保持图像细节信息的目的.尽管这些改进方法取得了相对更好的效果,但对图像细节信息保持能力仍然有限.一方面,检测噪声点过程中误检测不可避免,这必然导致在整个去噪处理中会损失原有图像信息;另一方面,后续所采用的基于局部窗口的滤波算法,其本身在抑制噪声的同时也会平滑掉一些图像信息.

随着问题研究的深入,近年来一些学者从最优化理论出发提出一类非线性滤波方法.如文献[6]通过构造

收稿日期:2008-01-13;修回日期:2010-04-18
基金项目:国家自然科学基金(No.30900328);国家自然科学主任基金(No.60753001);福建省自然科学基金(No.2008J0032,No.2009J01301);厦门大学 985 二期信息创新平台(No.000-X07204);厦门市科技计划高校创新(No.3502Z20083006)

一个凸集目标函数,并引入光滑性约束,再通过优化的方法进行去噪,取得了不错的效果;文献[7]同样基于最优化理论提出一种非线性滤波方法,并采用了对噪声点先检测后滤波的思路,仅对噪声检测点进行滤波取得显著效果.另外,改进的非线性滤波方法近几年也取得了相当大的进展,如 Black 等[8]于 1996 年从稳健统计理论出发,提出了一种稳健的非线性滤波设计框架;2001 年,Chan 等[9]利用全变差(Total-Variation,TV)模型提出了一种非线性平滑滤波方法;2002 年,Elad 等[10]将双边滤波方法统一在 Bayesian 理论框架下,并推导出一种基于双边加权思想的非线性滤波算法;而国内邵文泽等[11]则在 Black 工作基础上提出了一种更为广泛的非线性滤波设计方法,并将双边滤波、TV 滤波方法均统一在其所提的设计框架之下.此外,文献[12]提出了一种自适应核估计的滤波方法,其核心思想是依据图像自身的结构特征对核函数进行自适应调整,有效保持了图像的结构信息,滤波性能提高显著.

本文所提方法是一种非线性滤波方法,论文综合上述几种方法的优点,将其统一在同一数学模型下,同时依据椒盐噪声的特点对模型中各项重新定义,获得一种新的图像椒盐噪声滤除方法,最后通过去噪实验证实本文方法的有效性.

2 图像去噪统一模型

对于一幅含噪图像,其观测模型可表示如下

$$\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{Z}+\varepsilon \tag{1}$$

其中,$\boldsymbol{Y}$ 为观测图像,$\boldsymbol{Z}$ 理想图像,ε 为观测噪声.一般图像去噪问题可归结为对如下目标函数的优化问题

$$\hat{\boldsymbol{Z}}=\underset{z}{\operatorname{argmin}}\{\Phi(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{Z})+\lambda\cdot\gamma(\boldsymbol{Z})\} \tag{2}$$

式中,第一项为数据保真项,第二项为正则化项,参数 λ 为拉格朗日乘子.针对数据保真项,目前已存在多种方法从不同理论角度对其进行描述,最为常用的是 $L2$ 范数形式,此时从 Bayesian 统计理论出发,保真项可由噪声服从高斯分布时,使似然函数最大推出.而文献[8]、[11]中作者从稳健处理机制出发将其定义为稳健函数,它在数学形式上与本文是一致的,因此它们对奇异数据点具有类似的处理机制,而文献[12]的核估计方法则可看成是一种加权 $L2$ 范数形式.本质上保真项可看作是估计残差的函数,因而可统一描述为 $\Phi(\cdot)$ 形式,本文从加权惩罚角度将其定义为估计残差惩罚函数.

本文中我们对估计残差惩罚函数仅为 $L1$ 以及 $L2$ 范数形式的情况进行讨论:当 $\Phi(t)=|t|$ 时,对应为 $L1$ 范数,此时

$$\min\Phi(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{Z})=\min\|\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{Z}\|_1^1=\min\delta^{\mathrm{T}}\boldsymbol{e} \tag{3}$$

当 $\Phi(t)=t^2$ 时,对应为 $L2$ 范数,此时

$$\min\Phi(\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{Z})=\min\|\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{Z}\|_2^2=\min\boldsymbol{\delta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\delta} \tag{4}$$

其中,$\boldsymbol{\delta}=\boldsymbol{Y}-\boldsymbol{Z}$ 为估计残差,$\boldsymbol{e}$ 为元素全 1 的列向量.由式(3)、式(4)可知,$L1$ 与 $L2$ 范数可看作对估计残差进行不同的加权方式,$L1$ 范数相当于对估计残差赋予相同的权重,即对任意估计残差的惩罚一致;$L2$ 范数则对不同的估计残差赋以不同的权重,其权重大小等于估计残差本身,即估计残差越大其所受惩罚也越大.因此,$L1$ 和 $L2$ 范数实质上体现了不同的加权惩罚规则,从而表现出不同的稳健性能.

然而,$L1$、$L2$ 范数所对应的加权规则仅考虑了观测点自身的数值属性,并没有考虑观测点所在邻域像素对其的影响,而图像中处于同一邻域的像素点具有类似的属性,因而可用于对观测点进行估值.此外,邻域中不同的像素点对于观测点的估值性能影响大小也不同,应当赋以不同的权重,为此本文通过引入一个局部权函数对式(2)进行重新构造,数学形式如下

$$\hat{\boldsymbol{Z}}=\underset{z}{\operatorname{argmin}}\Big\{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j\in\Omega_i}\Phi(y_{ij}-z_i)\cdot w_{ij}+\lambda\cdot\gamma(\boldsymbol{Z})\Big\} \tag{5}$$

其中,N 为像素点总数,Ω_i 表示以 i 点为中心的局部邻域,y_{ij} 为观测图像中满足 $j\in\Omega_i$ 的像素点,w_{ij} 为对应 y_{ij} 的权重,并有 $\sum_{j\in\Omega_i}w_{ij}=1$.由式(5)可知,引入局部权函数后,对当前像素点的失真惩罚不单依赖于当前点本身,还取决于其局部邻域像素的加权平均,因此所构造的目标函数除满足全局保真情况外,还充分考虑了图像的局部统计特性.

目标函数中第二项 $\gamma(\cdot)$ 为引入的正则化项,其目的在于约束解空间以保证目标函数的可解性.从 Bayesian 统计理论出发,正则化项可理解为图像的先验统计信息,如基于光滑性约束的 Tikhonov 模型和文献[13]所提的 *TV* 模型,其实质是分别基于图像在差分域下服从高斯分布和拉普拉斯分布假设基础上而提出的.随着问题研究的深入,近几年 Donoho 等[14,15]从图像稀疏表示理论角度出发,对正则化项的构造又取得新的进展,如文献[15]利用图像在小波域中的稀疏性作为一种先验约束,并应用于图像重建中取得了非常不错的效果.不同的先验约束利用了不同的图像先验信息,对解空间的约束不同,因此得到的效果也不同.

综上,我们得到了一种统一的图像去噪模型,常用的几种去噪方法均可看作其特殊形式,譬如:当 $\Phi(t)=t^2$、局部权函数取高斯核、$\lambda=0$ 时,即为传统的高斯滤波方法;而当 $\Phi(t)=t^2$、忽略局部权函数、$\gamma(\cdot)$ 采用 TV 模型,则又转化为文献[9]的方法;当 $\lambda=0$,局部权函数取不同形式又可得到双边滤波[10]和核估计方法[12]等.

本文所提模型主要包括三个要素:(1)估计残差惩罚函数;(2)局部权函数;(3)正则化项.其中估计残差惩罚函数主要决定了所能适用的噪声奇异点处理机制,与局部权函数相结合可充分利用图像的局部统计特性进行估值.而正则化项则为目标函数的可解性提供保证.

3　针对椒盐噪声的去噪方法

与服从正态分布的高斯噪声不同,椒盐噪声是一种呈两极分布的特殊类型噪声,由于噪声点与邻域像素具有明显不同,因而是一种不同于图像特征的奇异像素点.由上节可知,不同的 $\Phi(\cdot)$ 对应不同的估计残差惩罚方式.对于图像存在高斯噪声的情况,估计残差越大则惩罚权重也越大是合理的,因而可采用 $L2$ 范数形式.但对于椒盐噪声情况,由于噪声呈两极分布的特点,不同大小的估计残差对目标函数的贡献应基本一致.因此本文中针对椒盐噪声情况,$\Phi(\cdot)$ 采用了 $L1$ 范数形式.

对于局部权函数的构造,最简单的一种形式是采用各向同性的距离高斯核函数(Gaussian Kernel,GK),数学形式如下

$$w_{ij}=\frac{1}{2\pi h^2}\exp\left\{-\frac{(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{I}(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j)}{2h^2}\right\} \tag{6}$$

其中,$\boldsymbol{x}_i=[x_{i1},x_{i2}]^{\mathrm{T}}$ 表示二维图像中点 i 的坐标,h 为核函数尺度因子,$\boldsymbol{I}$ 为 2 阶单位矩阵.实验中局部窗口一般取 9×9 大小,h 取 3.5.图 1(a)给出了距离高斯核函数的二维俯视图.

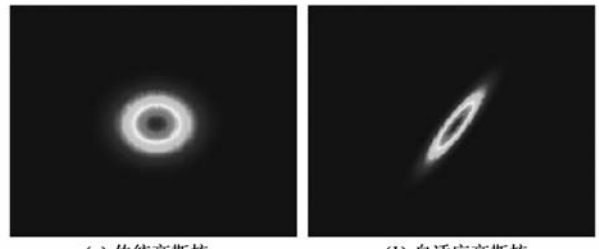
由图可见,传统高斯核的支撑范围为圆形邻域,是各向同性的.但实际自然图像中存在边缘等结构信息是各向异性的,因此传统高斯核并不能很好地反映图像的局部统计特性.为此本文借鉴文献[12]所提自适应核估计方法来构造局部权函数,该方法通过利用图像自身局部特征对核函数进行自适应调整,使核函数能够具有自适应边缘保持特性,所构造的自适应高斯核(Adaptive Gaussian Kernel,AGK)数学形式如下

$$w_{ij}=\frac{\sqrt{\det(C_i)}}{2\pi h^2}\exp\left\{-\frac{(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{C}_i(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j)}{2h^2}\right\} \tag{7}$$

其中,$\boldsymbol{C}_i$ 为图像的局部水平和垂直梯度协方差矩阵,并可将其分解成如下形式[12]

$$\begin{aligned}&\boldsymbol{C}_i=\gamma_i\boldsymbol{U}_{\theta_i}\boldsymbol{\Lambda}_i\boldsymbol{U}_{\theta_i}^{\mathrm{T}}\\&\boldsymbol{U}_{\theta_i}=\begin{bmatrix}\cos\theta_i & \sin\theta_i\\ -\sin\theta_i & \cos\theta_i\end{bmatrix},\boldsymbol{\Lambda}_i=\begin{bmatrix}\sigma_i & 0\\ 0 & \sigma_i^{-1}\end{bmatrix}\end{aligned} \tag{8}$$

其中,$\boldsymbol{U}_{\theta_i}$ 为旋转矩阵,$\boldsymbol{\Lambda}_i$ 为拉伸矩阵,γ_i 为尺度支撑因子.图 1(b)给出了 $\gamma_i=0.4$、$\theta_i=45°$ 及 $\sigma_i=5$ 时所得核函数的二维俯视图,由图可知,通过这三个参数可对核函数进行自适应调整,从而使参与估计的像素点属性与待估计点尽可能一致.具体获取相关参数的算法可参考文献[12].



(a) 传统高斯核　　(b) 自适应高斯核

图1　传统高斯核与自适应高斯核二维俯视图

对于正则化项的构造,本文则采用了图像的小波域稀疏性作为先验约束来获得,这是由于一般自然图像均可在小波域中得到有效的压缩,即可用甚少的小波系数来有效(稀疏)表示图像.从稀疏的角度出发,所构造的正则化项数学形式如下

$$\gamma(\boldsymbol{Z})=\|\boldsymbol{\Psi Z}\|_0 \tag{9}$$

其中,$\|\cdot\|_0$ 为 $L0$ 范数,$\boldsymbol{\Psi}$ 表示图像的小波变换算子,$\boldsymbol{\Psi Z}$ 则为图像的小波系数,实验中本文采用了具有紧支撑正交特性的 Daubechies 小波,分解尺度为 3.为避免由 $L0$ 范数带来的非凸性问题,本文通过采用 $L1$ 范数替代 $L0$ 范数来解决.所构造正则化项的最终形式为

$$\gamma(\boldsymbol{Z})=\|\boldsymbol{\Psi Z}\|_1^1 \tag{10}$$

由此,本文得到了一种针对椒盐噪声的非线性滤波方法,所构造的目标函数具体形式为

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{Z}}&=\underset{Z}{\operatorname{argmin}}\left\{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j\in\Omega_i}|y_{ij}-z_i|\cdot w_{ij}+\lambda\cdot\|\boldsymbol{\Psi Z}\|_1^1\right\}\\&=\underset{Z}{\operatorname{argmin}}\left\{\sum_{i=1}^{N}\|\boldsymbol{y}_i-z_i\cdot\boldsymbol{e}\|_{w_i}^1+\lambda\cdot\|\boldsymbol{\Psi Z}\|_1^1\right\}\end{aligned} \tag{11}$$

其中,$\boldsymbol{y}_i=[y_{i1},\cdots,y_{ij},\cdots]^{\mathrm{T}}$ 为满足 $j\in\Omega_i$ 的像素点所构成的列向量,$\boldsymbol{e}$ 为元素全 1 的列向量且维数与 $\boldsymbol{y}_i$ 一致,$\boldsymbol{w}_i=\mathrm{diag}[w_{i1},\cdots,w_{ij},\cdots]$ 为对应 $\boldsymbol{y}_i$ 的权值矩阵.式(11)没有解析解,本文采用最陡下降法通过迭代来求解,具体步骤如下:

(1)初始化阶段

令迭代次数 $k=0$,初始估计值 $\hat{\boldsymbol{Z}}^{(0)}=\boldsymbol{Y}$.

(2)迭代阶段

(a)获得第 k 次迭代时的梯度值 $\nabla\hat{\boldsymbol{Z}}^{(k)}$,其中保真项梯度采用逐点计算获得

$$\nabla_1^{(k)}(i)=(\boldsymbol{w}_i\boldsymbol{e})^{\mathrm{T}}\mathrm{sign}(\boldsymbol{y}_i-z_i\cdot\boldsymbol{e}) \tag{12}$$

正则化项梯度可直接整体获得

$$\nabla_2^{(k)}=\lambda\cdot\boldsymbol{\Psi}^*\,\mathrm{sign}(\boldsymbol{\Psi}\hat{\boldsymbol{Z}}^{(k)}) \tag{13}$$

其中,$\boldsymbol{\Psi}^*$ 表示小波逆变换算子,$\mathrm{sign}(\cdot)$ 为符号函数,实验中参数 λ 一般取 5.0 左右.由式(12)、式(13)则可获得目标函数第 k 次迭代时的整体梯度值 $\nabla\hat{\boldsymbol{Z}}^{(k)}=\nabla_1^{(k)}+\nabla_2^{(k)}$.

(*b*)采用最陡下降法更新 $\hat{\boldsymbol{Z}}$

$$\hat{\boldsymbol{Z}}^{(k+1)} = \hat{\boldsymbol{Z}}^{(k)} - \mu \cdot \nabla \hat{\boldsymbol{Z}}^{(k)} \tag{14}$$

其中,参数 μ 为迭代步长,一般取 0.15.

(*c*)更新后,令 $k = k + 1$,并重复(*a*)、(*b*)直至迭代结束,实验中迭代次数一般取 30 次.

4 实验仿真与结果分析

实验基于 Matlab7.0 平台下完成,选用了 512 × 512 大小的 Lena 和 Boat 图像叠加不同强度的椒盐噪声用于去噪实验,并采用图像去噪前后的峰值信噪比(*PSNR*)作为客观衡量指标.

为验证本文方法的有效性,我们首先对所提模型中估计残差惩罚函数、局部权函数及正则化项三方面的改进进行实验,通过实验比较分析其滤波性能.为了对几种不同形式目标函数表述上的方便,我们对采用的目标函数形式统一表述为"估计残差惩罚函数 + 局部权函数 + 正则化项".如图 2(*c*)所示"*L*2 + AGK + WT"即表示估计残差惩罚函数采用 *L*2 范数、局部权函数采用自适应高斯核以及采用小波(Wavelet Transform, WT)域稀疏先验性构造的正则化项.而图 2(*f*)所采用的目标函数形式即为本文上一节所提方法.

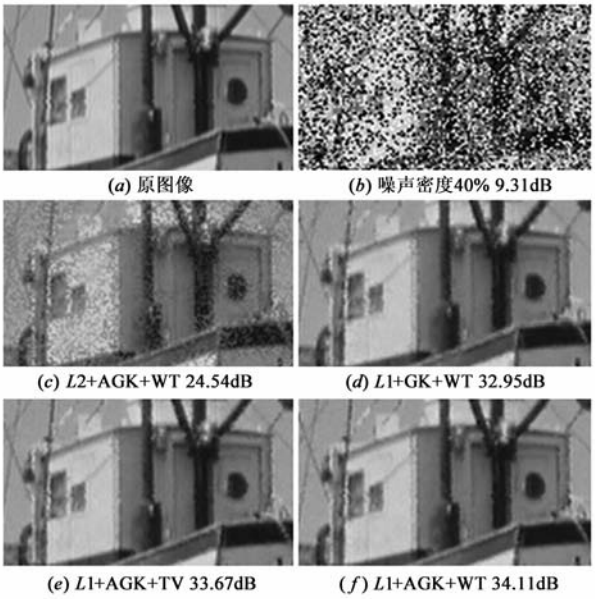


图2 Boat图像采用不同形式目标函数的去噪效果

图 2 给出了噪声密度为 40% 时,对 Boat 图像采用不同形式目标函数的去噪局部对比图.由图可知,图 2(*c*)效果最差,说明估计残差惩罚函数采用 *L*2 范数形式不适用于椒盐噪声情况.图 2(*d*)、(*e*)、(*f*)均能获得一定的去噪效果,但图 2(*d*) 中局部权函数采用传统高斯核所得结果又比图 2(*e*)、(*f*)中采用自适应高斯核所得结果要差,如图 2(*d*)中对"屋檐"等边缘信息的恢复不如图 2(*e*)、(*f*),说明所引入自适应高斯核的有效性.图 2(*e*)、(*f*)则在正则化项选取上有所不同,由图可知利用小波域稀疏先验性构造的正则化项略好于 TV 模型所获得的去噪效果(约高 0.45dB).

图 3 则给出了利用上述几种目标函数形式对 Boat 图像在不同噪声密度下去噪结果的客观性能比较.由图可知,各种形式的目标函数所反映出的客观性能与图 2 分析结果基本一致.值得一提的是,对于目标函数采用 *L*1 范数并引入自适应高斯核后,正则化项分别采用"WT"和"TV"所得去噪性能比较接近,尽管采用"WT"的 *PSNR* 值略高于"TV",但也说明本文利用小波域稀疏先验性所构造的正则化项仍有待进一步提高.

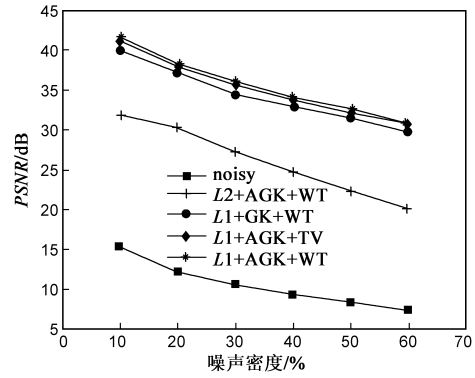


图3 Boat图像去噪结果客观性能比较

此外,本文还选择了几种较为经典的方法与本文方法进行比较:(1)传统中值滤波(MED);(2)极值中值滤波(EM);(3)文献[7]方法.其中方法(1)、(2)属于中值滤波及其改进型算法,而方法(3)则是一种经典的基于优化目标函数的方法.如图 4 所示给出了对 Lena 图像分别叠加噪声密度为 30% 和 60% 时的局部图.

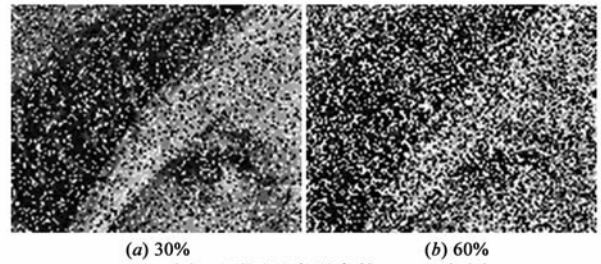


图4 不同噪声强度的Lena局部图

图 5、图 6 则给出了对图 4 采用各种去噪效果的局部对比图.由图可看出,MED 方法的主观效果最差,图像细节信息损失严重,尤其是当噪声密度较大时,性能急剧下降.EM 方法和文献[7]方法由于都采用了对噪声点先检测后滤波的思路,去噪性能得到一定提高,但仍会损失一些图像细节信息.本文方法则较好地改善了这一点,对于 Lena 图像中的"帽檐"等边缘特征均得到了较好的保持,获得了更好的主观效果,说明了本文方法的有效性.

最后,表 1 列出了各种去噪方法的客观性能比较,

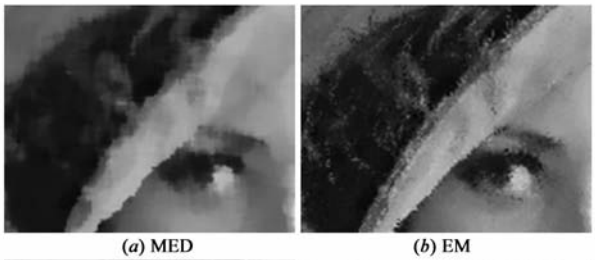


(*a*) MED　　(*b*) EM

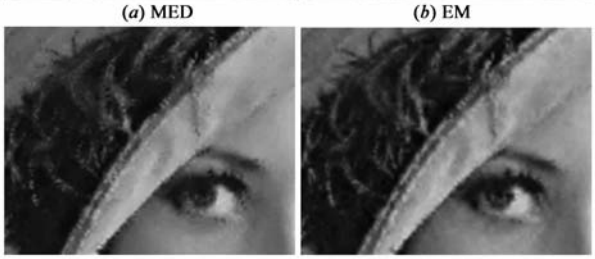


(*c*) 文献[7]　　(*d*) 本文方法

图5　噪声密度30%时去噪效果比较



(*a*) MED　　(*b*) EM



(*c*) 文献[7]　　(*d*) 本文方法

图6　噪声密度60%时去噪效果比较

由表可知在各种噪声强度下,本文方法的 *PSNR* 值均高于其他方法,与主观视觉效果一致.

表 1　各种去噪方法的 *PSNR* 值比较

测试图像	噪声	*PSNR* 值				
		Noisy	MED	EM	文[7]	本文
Lena	10%	15.43	33.40	38.14	40.88	41.72
	20%	12.41	29.84	35.80	37.91	38.99
	30%	10.64	29.12	33.64	35.93	37.02
	40%	9.37	27.80	31.08	34.58	35.51
	50%	8.43	26.63	29.38	33.08	33.56
	60%	7.64	25.32	27.34	30.03	31.16
Boat	10%	15.34	30.87	35.36	39.27	41.53
	20%	12.35	27.89	33.37	35.84	38.33
	30%	10.54	26.64	31.21	33.89	36.10
	40%	9.31	25.75	29.02	32.52	34.11
	50%	8.32	24.60	27.25	30.96	32.53
	60%	7.55	23.08	25.12	28.96	30.82

5　结论

本文提出了一种统一的图像去噪模型,并针对椒盐去噪提出一种新的非线性滤波方法.所提方法通过引入一个自适应局部权函数,并利用图像的小波域稀疏性来构造正则化项,获得了一种能够综合考虑图像全局和局部统计特性的目标函数,使所提方法在抑制噪声的同时能有效地保持图像的边缘等细节信息.相关去噪实验结果证实了本文方法的有效性.

此外,本文所提去噪模型的性能仍有很大的改进空间,如对正则化项的构造可进一步采用加权 L1 范数形式来逼近 L0 范数进而优化对小波系数的选取,以及数值实现中迭代参数的优化等方面,这将是本文下一步研究工作的重点内容.

参考文献:

[1] Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median-based filters in image processing[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4): 341 – 347.

[2] Werman M, peleg S. Min-max operators in texture analysis[J]. IEEE Trans on Pattern and Machine Intell, 1985, 7(6): 730 – 733.

[3] 邢藏菊,曲延锋,徐健,王守觉.一种用于抑制椒盐噪声的多窗口中值滤波器[J].电子与信息学报,2002,24(12):1912 – 1916.
Xing Cang-ju, Qu Yan-feng, Xu Jian, Wang Shou-jue. Multi-window adaptive filter for removal of impulse noise[J]. Journal of Electronics and information Technolog, 2002, 24(12): 1912 – 1916. (in Chinese)

[4] 宋宇,李满天,孙立宁.基于相似度函数的图像椒盐噪声自适应滤除算法[J].自动化学报,2007,33(5):474 – 479.
Song Yu, Li Man-tian, Sun Li-ning. Image salt-and-pepper noise self-adaptive suppression algorithm based on similarity function[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(5): 474 – 479. (in Chinese)

[5] 王博,潘泉.基于相关度量的高椒盐噪声软阈值直方图滤波算法[J].电子学报,2007,35(7):1347 – 1351.
Wang Bo, Pan Quan. Soft-threshold histogram weighted filtering with correlativity for high density salt-pepper noise images [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1347 – 1351. (in Chinese)

[6] Nikolova M. A variational approach to remove outliers and impulse noise[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20(1): 99 – 120.

[7] Chan R H, et al. Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization[J]. IEEE Trans on Image Progressing, 2005, 14(10): 1479 – 1485.

[8] Black M, Rangarajan A. On the unification of line processes,

outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision[J]. International Journal of Computer Vision, 1996, 19(1):57 – 91.

[9] Chan T F, et al. The digital TV filter and nonlinear denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2):231 – 241.

[10] Elad M. On the origin of the bilateral filter and ways to improve it[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(10):1141 – 1151.

[11] 邵文泽,韦志辉. 一种非线性数字滤波器的统一设计框架及其性能分析[J]. 计算机学报, 2007, 1(30):91 – 102.
Shao Wen-ze, Wei Zhi-hui. A unified designing framework for nonlinear digital filters and behavior analysis [J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 1(30):91 – 102. (in Chinese)

[12] Hiroyuki Takeda, et al. Kernel regression for image processing and reconstruction[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 2(16):349 – 366.

[13] Rudin L, et al. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, 60:259 – 268.

[14] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3):425 – 455.

[15] Lusting M, Donoho D L, Pauly J M. Sparse MRI: the application of compressed sensing for rapid MR imaging[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58(6):1182 – 1195.

作者简介:



肖 泉 男,1985 年 4 月出生于江西井冈山,2006 年毕业于国立华侨大学获学士学位,现为厦门大学信息学院硕博连读生,主要研究方向为图像处理、信号稀疏表示理论.
E-mail: xq_xmu@yahoo.com.cn



丁兴号 男,1976 年 4 月出生于安徽合肥,1998 年和 2003 年分别于合肥工业大学获工学学士和博士学位,现为厦门大学信息学院副教授,主要从事图像处理 、机器学习方面的研究(通讯作者).
E-mail: dxh@xmu.edu.cn