

基于二次噪声检测和细节保护规则函数的图像滤波算法

王 1,2, 毕秀丽¹, 马建峰²

(1. 陕西师范大学物理学与信息技术学院, 陕西西安 710062;

2. 西安电子科技大学计算机网络信息与安全教育部重点实验室, 陕西西安 710071)

摘要: 现有的图像椒盐噪声滤除算法缺乏对小于滤波窗口的图像细节与边缘信息的保护能力, 本文提出了一种基于二次噪声检测和细节保护规则函数的图像椒盐噪声滤波算法. 算法将滤噪过程分为两个阶段: 噪声检测和噪声恢复阶段. 在噪声检测过程中, 用自适应中值原理对图像中的噪声点进行初步检测, 然后通过局部模糊隶属度函数对检测出的噪声点进行二次判断, 有效提高了噪声检测的准确度. 在噪声恢复阶段, 利用细节保护规则函数与 ℓ_1 数据逼近的凸面代价函数来恢复噪声点. 为了充分利用图像局部特征, 该算法自适应地选择噪声点周围的像素点利用细节规则保护函数得到输出值, 当图像噪声点的凸面代价函数值达到最小时, 噪声图像得到最佳恢复. 实验结果表明, 本文提出的滤波算法针对椒盐噪声具有很好的细节保护与噪声滤除能力, 特别是在噪声感染率高(70%以上)的情况下, 算法性能优于现有的其它算法.

关键词: 二次噪声检测; 细节规则保护函数; 椒盐噪声

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2008)02-0381-05

Image Filtering Algorithm Using Double Noise Detector and Edge Preserving Regularization Function

WANG Xuan^{1,2}, BI Xiur li¹, MA Jiarr feng²

(1. School of Physics and Information Technology, Shaanxi Normal University, Xi' An, Shaanxi 710062, China;

2. Key Lab of Ministry of Education for Computer Networks and Information Security, Xidian University, Xi' An, Shaanxi 710071, China)

Abstract: The major drawback of recent image filtering algorithms for removing impulse noise is lack of the ability of preserving the image details and edges which are smaller than the size of filtering windows. To alleviate this limitation, a new image filtering algorithm using a double noise detector and edge preserving regularization function is proposed in this paper. The proposed filter has a two-stage scheme: detecting noise and removing noise. In order to improve accurate rate of noise detection, noise candidates identified with the noise detection algorithm of the adaptive median filter are judged again by local fuzzy membership function, and then a convex objective function composed of ℓ_1 data fidelity term and edge preserving regularization function is employed to deal with noise candidates. The input of edge preserving regularization function is adaptively selected to take full advantage of local features of the image. The image corrupted by noise is restored successfully as the convex objective function gets its minimum. Experimental results show the superiority of the proposed filter in terms of the ability of removing noise and preserving the details and edges of the image in comparison with some recent methods, it is also shown that even at a very high noise level (> 70%) details and edges of the original image are preserved very well with our method.

Key words: double noise detector; edge preserving regularization function; Salt and Pepper noise

1 引言

图像在生成、传输、处理、显示等过程中会受到多种因素扰动而感染噪声, 图像的滤波是图像预处理的一个重要内容, 其处理结果的好坏直接影响到图像的后级分析, 所以在设计滤波器时不仅要考虑到滤波器的滤噪能力而且还要尽可能地保护原图像的信息. 脉冲噪声与高

斯噪声是图像感染的主要噪声类型, 脉冲噪声包括椒盐噪声与随机噪声两种. 针对感染椒盐噪声图像的滤噪问题, 出现了许多非线性滤波器^[1], 其中中值滤波因为在低椒盐噪声感染率的情况下具有很好的滤噪能力和计算效率, 所以受到广泛关注. 然而, 当噪声感染率较高时, 中值滤波器的滤波效果就受到了影响, 滤波后图像的细节和边缘信息损失很严重^[2]. 因此出现了许多改进

型的中值滤波器,如自适应中值滤波器^[3]、噪声自适应软开关(NASM)^[4]、混合神经模糊滤波器^[5]等被称为开关型的滤波器。这些滤波器的特点是首先对待处理的像素点进行判断,对于噪声点直接以其周围的像素点中值代替,这种方法并没有充分利用图像的局部特征,所以也会造成图像细节和边缘信息的损失,因此出现了一些利用噪声点周围局部特征来估计噪声点所对应像素值的中值滤波算法,如中心加权中值滤波器(CWM)^[6]、基于直方图的模糊加权滤波器(HFF)^[7]等,此类方法在自适应中值的基础上,根据周围像素点加权求均值得到感染噪声点的输出,也会损失比掩膜更小的细节与边缘信息。

在针对高斯噪声的滤波算法中,基于细节保护规则函数的最小方差算法能够很好地保护图像的细节与边缘信息^[8-10]。因为脉冲噪声的跃变特性,这种方法并不适合对脉冲噪声的处理。文献[11,12]提出了包含细节保护规则函数 l_1 和数据逼近的凸面代价函数,通过 l_1 数据逼近来抑制噪声,细节保护规则函数根据局部信息恢复噪声点,当代价函数达到最小值时获得最佳恢复图像。该算法虽然能很有效地利用局部信息保护图像细节,但是计算量太大,同时滤噪能力不是很好。Raymond 等人^[13]对此方法进行了改进,但是改进方法在处理重感染椒盐噪声时在细节保持与噪声滤除方面效果不如自适应中值滤波算法。本文基于细节保护规则函数的图像滤波算法,结合开关型中值滤波器的优势,提出了一种基于二次噪声检测和细节保护规则函数的图像滤波算法,算法将滤除噪声过程分为两个阶段:噪声检测和噪声滤除。在噪声检测阶段,本算法首先通过自适应中值滤波器的原理检测出噪声点和像素点,然后使用模糊函数对噪声点进行二次判断。在噪声替换阶段,针对噪声点自适应地选择其周围最佳的像素点作为细节保护函数的迭代初值,当噪声集合的凸面代价函数值达到最小时得到噪声集合的最佳恢复。实验表明,本文提出的滤波算法针对椒盐噪声具有很好的细节保护与噪声滤除能力,特别是在噪声感染率高(70%以上)的情况下,算法性能优于现有的其他算法。

2 基于二次噪声检测和细节保护规则函数的图像滤波算法

2.1 基于 l_1 数据逼近和细节保护规则函数的凸面代价函数

文献[11,12]中提出被感染脉冲噪声的图像可以通过求解凸面代价函数的最小值进行滤噪,凸面代价函数的形式为:

$$F_y | (u) = \sum_{(i,j) \in A} |u_{i,j} - y_{i,j}| + \frac{\beta}{2} \sum_{(i,j) \in A} \sum_{(m,n) \in V_{i,j}} \varphi(u_{i,j} - u_{m,n})$$

其中 A 代表图像中像素点的集合, $V_{i,j}$ 代表像素点 (i,j) 的邻近像素点集合。其中第一部分是 l_1 数据逼近用来抑制噪声,第二部分为细节保护规则函数根据局部信息恢复噪声点。 F_y 函数的最小值对应的 u 值 \hat{u} 应满足对于未感染噪声的像素点 $\hat{u}_{i,j} = y_{i,j}$ 而感染噪声的像素点则通过细节保护函数 $\varphi(t)$ 根据图像局部信息得到输出值。其中细节保护规则函数^[8,9,14] 可以采用:

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= \sqrt{\alpha + t^2}, \quad \alpha > 0 \\ \varphi(t) &= 1 + |t|/\alpha + \log\left(1 + |t|/\alpha\right), \quad \alpha > 0 \\ \varphi(t) &= \log(\cosh(t/\alpha)), \quad \alpha > 0 \\ \varphi(t) &= |t|^\alpha, \quad 1 < \alpha < 1 \end{aligned}$$

对于一幅感染脉冲噪声的图像,当图像的代价函数达到最小值时,算法完成对图像的最佳恢复。基于此算法,结合开关型中值滤波器的优势,本文算法可以用两个步骤实现:噪声检测和计算噪声点的凸面代价函数的最小值,其中凸面代价函数如式(2)所示,其中 N 代表图像中噪声点的集合。这样既可以降低在计算凸面代价函数最小值的循环过程中的计算量,同时如果噪声检测准确度高,未感染噪声的像素点的值不改变,这样可以获得更好的处理效果。

$$F_y |_N (u) = \sum_{(i,j) \in N} |u_{i,j} - y_{i,j}| + \frac{\beta}{2} \sum_{(i,j) \in N} \sum_{(m,n) \in V_{i,j}} \varphi(u_{i,j} - u_{m,n}) \quad (2)$$

2.2 噪声检测

本文采用二次噪声检测,首先采用自适应中值滤波的原理进行第一次检测。令 $S_{i,j}^w$ 表示大小为 $w \times w$, 中心点是 $y(i,j)$ 的窗口, $w_{\max} \times w_{\max}$ 代表最大窗口。对于图像中的每一个像素点 $y(i,j)$ 作如下操作:

- (1) 设置初始值 $w = 3$
- (2) 计算窗口 $S_{i,j}^w$ 中像素点灰度值的最大值 $S_{i,j}^{\max,w}$ 、最小值 $S_{i,j}^{\min,w}$ 、中值 $S_{i,j}^{\text{med},w}$
- (3) 如果 $S_{i,j}^{\min,w} < S_{i,j}^{\text{med},w} < S_{i,j}^{\max,w}$ 成立,则转到步骤 5。否则令 $w = w + 2$ 。
- (4) 如果 $w \leq w_{\max}$ 成立,则转到步骤 2。否则 $y(i,j)$ 判断为噪声点。
- (5) 如果 $S_{i,j}^{\min,w} < y(i,j) < S_{i,j}^{\max,w}$ 成立,则 $y(i,j)$ 为像素点。否则 $y(i,j)$ 判断为噪声点。

通过算法的原理可以看出有些特殊区域的像素点有可能被误判为噪声点(例如:偏黑区域的黑点或偏白区域上的白点)。为了提高判断的准确度,本文在第一步检测结果的基础上,对噪声点进行二次判断,二次判断根据包含噪声点 (i,j) 的检测窗口内未感染噪声的像素点得到模糊隶属度函数,进行模糊判断。

假设像素点 (i,j) 第一次检测时在 $w \times w$ 窗口大小的条件下被判断为噪声点,那么就通过窗口中的信息

点获得局部隶属度函数, 进行二次模糊判断. 窗口 $w \times w$ 中信息点的均值为:

$$\bar{\mu}_{i,j}^{w,c} = \frac{1}{N^{w,c}} \sum_{k=-w}^w y(i+k, j+k) \quad (3)$$

其中 $N^{w,c}$ 代表窗口 $w \times w$ 中信息点的个数, $y(i+k, j+k)$ 代表窗口中的信息点, $-w < k < w$. 信息点的方差:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N^{w,c}} \sum_{k=-w}^w [y(i+k, j+k) - \bar{\mu}_{i,j}^{w,c}]^2 \quad (4)$$

根据大部分图像局部像素点灰度值分布的特点, 本文采用高斯曲线型的隶属度函数, 其数学表达式为:

$$f(x) = \exp\{- (x - \mu)^2 / 2\sigma^2\} \quad (5)$$

当二次检测的像素点的隶属度函数的函数值大于阈值 T 时, 该点二次判断结果是信息点; 如果函数值小于阈值 T 时, 该点二次判断结果为噪声点. 因为不同的检测窗口, 噪声感染率有差别, 当窗口噪声感染率高时, 待判断点被感染的可能性就大, 可用的信息点就相对减少, 这时阈值应该相应变大. 相反当窗口噪声感染率小时, 阈值应相应变小. 所以阈值 T 的表达式为:

$$T = (1 - r_{i,j}^w) \cdot \sigma \quad (6)$$

其中 $r_{i,j}^w = \frac{N_{i,j}^w}{w \times w}$ 代表大小为 $w \times w$ 的窗口的噪声感染率, 并且 $N_{i,j}^{w,c} + N_{i,j}^w = w \times w$ 成立.

2.3 噪声恢复

采用式(2)所示的凸面代价函数 F_y , 针对检测阶段检测出的噪声集合 N , 获得函数 F_y 的最小值 \hat{u} 就变成对 $z = u - y$ 求最小化的过程:

(1) 初始化 $z_{i,j}^{(0)} = 0, (i, j) \in A$

(2) 第 k 次重复过程, 对 $(i, j) \in N$ 中的每个像素点求

$$\xi_{i,j}^{(k)} = \beta \left[\sum_{(m,n) \in V_{i,j}} \phi(z_{i,j}^{(k-1)} + y_{i,j} - u_{m,n}) \right]$$

其中 $V_{i,j}$ 代表距离 (i, j) 最近的四个未感染噪声的像素点的集合.

(3) 如果 $|\xi_{i,j}^{(k)}| \leq 1$, 则 $z_{i,j}^{(k)} = 0$. 否则求解方程

$$\beta \left[\sum_{(m,n) \in V_{i,j}} \phi(z_{i,j}^{(k)} + y_{i,j} - u_{m,n}) \right] = \text{sign}(\xi_{i,j}^{(k)}) \quad (7)$$

文献[12]中证明了 z^k 收敛于 $z = u - y$. 本文选取 $\varphi(t) = |t|^\alpha$ 为细节保护函数, 因为采用牛顿平方收敛迭代求解方程(7)所以要求细节保护规则函数必须满足收敛性的条件, 则函数中参数 α 的取值范围应是 $1.5 < \alpha < 2$. 证明如下:

函数 $f(t) = \varphi(t) = \alpha t^{\alpha-1}, f'(t) = \varphi'(t) = \alpha(\alpha-1)t^{\alpha-2}$, 则牛顿迭代公式为:

$$t_{n+1} = t_n - \frac{f(t_n)}{f'(t_n)} = t_n - \frac{\alpha t_n^{\alpha-1}}{\alpha(\alpha-1)t_n^{\alpha-2}} = \frac{\alpha-2}{\alpha-1} t_n$$

如果要使迭代收敛, 那么 $|t_{n+1} - t_n| < |t_n - t_{n-1}|$

应该成立.

$$|t_{n+1} - t_n| = \left| \frac{\alpha-2}{\alpha-1} t_n - t_n \right| = \left| \frac{-1}{\alpha-1} t_n \right|$$

$$|t_n - t_{n-1}| = \left| t_n - \frac{\alpha-1}{\alpha-2} t_n \right| = \left| \frac{-1}{\alpha-2} t_n \right|$$

则

$$|t_{n+1} - t_n| < |t_n - t_{n-1}| \Rightarrow \left| \frac{-1}{\alpha-1} t_n \right| < \left| \frac{-1}{\alpha-2} t_n \right|$$

$$\Rightarrow (\alpha-2)^2 < (\alpha-1)^2 \Rightarrow 2\alpha > 3 \Rightarrow \alpha > 1.5$$

所以选择的细节保护规则函数 $\varphi(t) = |t|^\alpha$ 中参数 α 的取值范围应为 $1.5 < \alpha < 2$, 这样才可以满足使用迭代方法求解方程时迭代收敛的条件.

使用牛顿迭代法求解方程时, 牛顿法对初始值的选取要求是很高的. 一般地说, 牛顿法只有局部收敛性, 当初始值取值离根太远时, 迭代将不收敛, 而一旦进入收敛域内, 牛顿法就有平方收敛的速度. 因此, 初始值应选用邻近的未感染噪声点, 这样既能防止迭代的发散问题, 方程得到的解又可以符合该点的局部特征.

3 实验

3.1 算法中的参数

本文实验的测试图像为 Lena 与 Peppers 两幅灰度图像, 像素为 256×256 . 在自适应中值原理噪声检测检测阶段为了能有效地检测出噪声点, 最大窗口 w_{\max} 应随着噪声感染率的增大而相应的增加. 对给定的噪声感染率用不同的最大窗口值, 针对 Lena 图像通过实验获得了表 1 所示的对应每个噪声感染率段的最大检测窗口.

表 1 各感染率段的窗口最大值

Noise level (%)	$r < 25$	$25 < r < 40$	$40 < r < 60$	$60 < r < 70$	$70 < r < 80$	$80 < r < 85$	$85 < r < 90$
$w_{\max} \times w_{\max}$	5×5	7×7	9×9	13×13	17×17	25×25	39×39

实验中选择 $w_{\max} = 39$, 这样对任何噪声感染率的图像都能保证噪声点被检测出来.

本文根据文献[10]选取凸面目标函数中的参数 $\beta = 5$. 细节保护规则函数 $\varphi(t) = |t|^\alpha$ 中的 α 值的选取, 根据证明的新的参数范围应保证式(8)成立, 因为在牛顿迭代过程中, 希望迭代的次数越少越好, 这样算法的计算复杂度就可以大大降低. 所以

$$\frac{|t_{n+1} - t_n|}{|t_n - t_{n-1}|} \Rightarrow \left| \frac{\alpha-2}{\alpha-1} \right| < 1 \quad (8)$$

$\alpha > 2$ 时式(8)的值越来越小, 就可以达到降低迭代次数的目的. 实验中选择 $\alpha = 1.9$.

3.2 算法效果

利用 Matlab 对图像分别用中值滤波、自适应中值滤波、文献[10]中算法以及本文提出的滤波算法进行了

实验仿真, 为了对滤波算法的滤波效果进行定量描述, 采用信噪比改善因子指标:

$$R = \log \frac{\frac{1}{KL} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L (y(i,j) - s(i,j))^2}{\frac{1}{KL} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L (x(i,j) - s(i,j))^2}$$

对滤波算法的保持细节进行评价, 我们使用均方误差指标:

$$ERMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^L (y(i,j) - s(i,j))^2}{KL}}$$

上式中, K 、 L 分别是图像的长度和宽度, $y(i,j)$ 是滤波输出, $s(i,j)$ 是标准图像, $x(i,j)$ 是输入图像. 信噪比改善因子 R 是负值, 则说明滤波后的噪声被抑制, R 越低, 说明滤波效果越好. 均方误差 $ERMS$ 越小, 说明图像滤波处理后的保真度越高, 也就是说滤波算法保持图像细节能力越强.

对 Peppers 灰度图像加入 60% 的椒盐噪声, 经过滤波后的图像效果如图 1 所示.

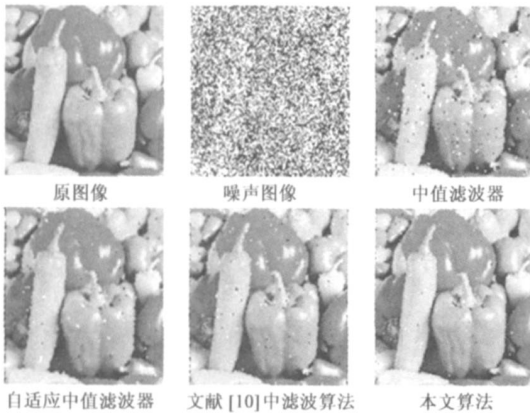


图 1 Peppers 图像加入 60% 的椒盐噪声各种滤波算法效果比较

对 Lena 灰度图像加入 70% 的椒盐噪声, 经过滤波后的图像效果如图 2 所示.

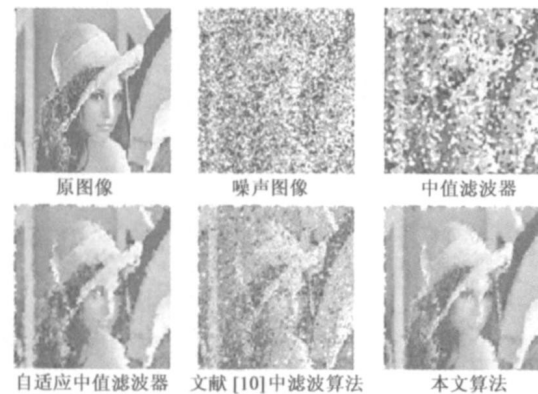


图 2 Lena 图像加入 70% 的椒盐噪声各种滤波算法效果比较

对 Lena 灰度图像加入 80% 的椒盐噪声, 经过滤波后的图像效果如图 3 所示.

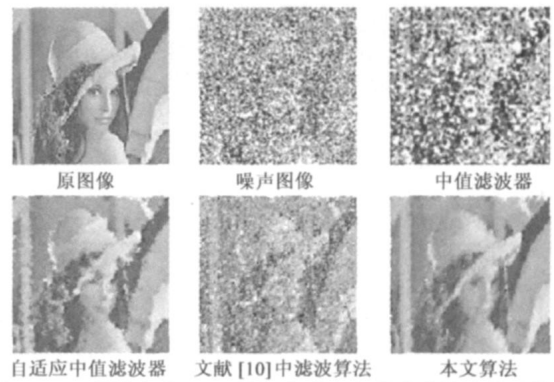


图 3 Lena 图像加入 80% 的椒盐噪声各种滤波算法效果比较

各滤波算法的性能指标见表 2.

表 2 各滤波算法的性能指标

加噪情况	中值滤波	自适应中值滤波	文献[10]的算法	本文的滤波算法
Peppers 图像加入 60% 的椒盐噪声	$R = -3.20$ $ERMS = 67.32$	$R = -12.23$ $ERMS = 23.35$	$R = -9.16$ $ERMS = 28.26$	$R = -15.28$ $ERMS = 18.66$
Lena 图像加入 70% 的椒盐噪声	$R = -2.41$ $ERMS = 87.11$	$R = -11.20$ $ERMS = 31.67$	$R = -8.92$ $ERMS = 41.19$	$R = -13.18$ $ERMS = 25.19$
Lena 图像加入 80% 的椒盐噪声	$R = -1.51$ $ERMS = 103.29$	$R = -10.73$ $ERMS = 35.71$	$R = -7.70$ $ERMS = 50.64$	$R = -12.28$ $ERMS = 29.88$

4 结论

本文基于细节保护规则函数的图像滤波算法, 结合开关型中值滤波器的优势, 提出了一种基于二次噪声检测和细节保护规则函数的图像滤波算法, 该算法在噪声检测阶段采用两次检测, 将第一次用自适应中值原理检测出来的噪声点通过局部模糊函数进行二次判断, 以提高噪声检测的准确度. 在噪声恢复阶段, 通过自适应地选择噪声点周围的像素点通过细节保护规则函数得到输出值, 更有效地利用了图像局部特征, 避免了算法在迭代过程中的发散问题. 实验证明, 本文提出的基于二次噪声检测和细节保护规则函数的图像滤波算法针对椒盐噪声具有很好的细节保护与噪声滤除能力, 特别是在噪声感染率高 (70% 以上) 的情况下, 算法性能优于现有的其他算法.

参考文献:

[1] Huang T S, Yang G J, Tang G Y. Fast two dimensional median filtering algorithm [J]. IEEE Trans Acoustics, Speech, Signal Process, 1979, ASSP 1(1): 13-18.

[2] Nodes T A, Gallaghe N C. The output distribution of median type filters [J]. IEEE Trans Commun, 1984, COM-32(5): 532-541.

[3] Hwang H, Haddad R A. Adaptive median filter [J]. IEEE Trans

Image Process, 1995, 4(4): 499– 502.

- [4] Eng H L, Ma K K. Noise adaptive soft switching median filter [J]. IEEE Trans Image Process, 2001, 10(2): 242– 251.
- [5] Russo F. Noise removal from image data using recursive neuro-fuzzy filter [J]. IEEE Trans Instrum Means, 2000, 49(2): 307– 341.
- [6] Ko S J, Lee S J. Center weighted median filters and their application to image enhancement [J]. IEEE Trans Circuits Syst, 1991, 15(9): 984– 993.
- [7] Wang J H, Liu W J, Lin L D. Histogram based fuzzy filter for image restoration [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern. B, 2002, 32(2): 230– 238.
- [8] Bouman C, Sauer K. On discontinuity adaptive smoothness priors in computer vision [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17: 576– 586.
- [9] Charbonnier P, Blanc Feraud L, Aubert G. Deterministic edge preserving regularization in computed imaging [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1997, 6: 298– 311.
- [10] Vogel C R, Oman M E. Fast robust total variation based reconstruction of noisy blurred images [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 18: 813– 824.
- [11] Nikolova M. Minimizers of cost function involving nonsmooth data fidelity terms Application to the processing of outlier [J]. Journal on Numerical Analysis, 2002, 40: 965– 994.
- [12] Nikolova M. A variational approach to remove outliers and impulse noise [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20: 99– 120.
- [13] Chan RH, Ho C W, Nikolova M. Salt and Pepper noise removal by Median Type noise detectors and detail preserving regularization [J]. IEEE Trans Image Process, 2005, 14(10): 1479– 1485.
- [14] Green P J. Bayesian reconstructions from emission tomography data using a modified EM algorithm [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1990, 9: 84– 93.

作者简介:



王 男, 1966 生于陕西定边, 陕西师范大学物理学院副教授, 博士研究生. 主要研究方向为图像处理、网络安全.
E-mail: wxuan@snnu.edu.cn



毕秀丽 女, 1982 生于黑龙江牡丹江, 陕西师范大学物理学院硕士研究生. 主要研究方向为网络安全、图像处理.