

# 噪声密度不敏感的随机采样椒盐噪声滤波算法

刘学文 肖 嵩 权 磊

(西安电子科技大学通信工程学院, 陕西西安 710071)

**摘 要:** 中值滤波系列算法在处理被不同密度椒盐噪声污染的细节图像和平坦图像时, 降噪性能不一致。本文借鉴开关中值滤波和压缩感知的思想, 提出了随机采样滤波算法去除椒盐噪声。算法以噪声检测为基础, 将被椒盐噪声污染的图像分为疑似噪声像素和信号像素, 随机采样仅对信号像素采样。然后, 利用正交匹配追踪算法重构出被污染前的图像, 替代了中值滤波对噪声像素的估计。由于随机采样滤波基于压缩感知理论, 对稀疏信号的重构具有最少测量次数的条件, 因此随机采样点的数量具有一定的浮动空间, 表现为对噪声密度不敏感。以被不同噪声密度污染图像的纹理、平坦局部区域进行验证, 实验表明, 当噪声密度在一定范围内变化时, 算法可以实现对噪声密度不敏感。在高密度噪声污染的情况下, 相较于中值滤波系列算法, 随机采样滤波算法具有更好的细节保留能力和滤波能力。对标准测试图像进行了全局滤波, 不同噪声密度具有一致的滤波效果, 与自适应滤波算法相比, 随机采样滤波算法在处理包含密集边缘特征的区域时更具备优势。

**关键词:** 随机采样; 椒盐噪声; 噪声检测; 图像处理; 开关中值滤波

**中图分类号:** TN911      **文献标识码:** A      **DOI:** 10.16798/j.issn.1003-0530.2016.06.002

## Noise Density-insensitive Random Sampling Salt and Pepper Filtering Algorithm

LIU Xue-wen XIAO Song QUAN Lei

(School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** Median filtering group algorithms have no consistent performance while deal with texture image and flat image with different salt and pepper noise densities. Referring to the idea of switching median filter and compressive sensing, we proposed a random sampling filtering algorithm to remove the salt and pepper noise. Based on noise detection, the polluted image is classified into noise pixels and signal pixels, which makes random sampling process could only sample signal pixels. Then Orthogonal Matching Pursuit method is used to recover original unpolluted image instead of estimating noise pixels with median filtering. Due to compressive sensing theory, there is a minimum measurement condition for sparse signal recovery. So the quantity of random sampling has domain of walker, which makes filtering results manifest noise density-insensitive. We verified the algorithm with texture and flat area in image polluted by different salt and pepper noise densities. Simulation results showed that in a range of noise density, the random sampling filtering was noise density-insensitive. And in high-density noise condition, compared with median filtering group algorithms, our method has better performance in removing salt and pepper noise and preserving the details of image. The global filtering of the standard test image was carried out, and the results were consistent with the different noise densities. Compared with the adaptive filtering algorithm, the random sampling filtering algorithm has advantages in dealing with the regions with complex edge feature.

**Key words:** random sampling; salt and pepper noise; noise detection; image processing; switching median filter

## 1 引言

椒盐噪声是图像中一类常见的噪声,其经典的

滤波算法是中值滤波系列算法<sup>[1]</sup>。对于标准的中值滤波算法,滤波窗口的大小直接影响算法的降噪能力和细节保留能力,很难进行权衡。为了平衡降

噪和保留细节,国内外的学者们基于标准中值滤波提出了系列的改进算法:(1)自适应中值滤波<sup>[2]</sup>,根据预设条件自适应地调节滤波窗口大小,对满足条件的噪声像素采用标准中值算法。(2)模糊中值滤波<sup>[3]</sup>,根据像素点的梯度对噪声点和非噪声点分别建立隶属函数,利用该函数设置滤波窗口中像素的权值。(3)中心加权中值滤波算法<sup>[4]</sup>,对滤波窗口内的各像素点设置不同的权值,并根据内容进行调整。(4)开关中值滤波<sup>[5]</sup>,基于噪声像素检测,算法仅对检测到的噪声像素进行滤波。

以上各种中值滤波方法在不同的应用场景均具有各自的优势和劣势。但对于不同强度椒盐噪声污染的图像,中值滤波系列算法具有不同的滤波效果。为了达到一致的降噪性能,工作原理异于中值滤波的算法或许是一条有效的技术途径。

压缩感知理论由 Candes<sup>[6]</sup> 和 Donoho<sup>[7]</sup> 等人于 2004 年提出。其指出:如果信号在某个变换域是稀疏的,可以利用一个测量矩阵将变换后的信号降维。若该测量矩阵与变换基不相关,则通过求解最优化问题,可以根据低维的测量向量,高概率地精确恢复原始信号<sup>[8]</sup>。本文借鉴压缩感知理论和开关中值滤波的思想,针对低秩图像,提出了结合噪点过检测和随机采样的滤波算法。其中,噪点过检测保证随机采样只对真实像素采样。通过确定随机采样矩阵和测量矩阵的变换,使算法符合压缩感知的形式。稀疏性决定了在一定采样范围内,滤波算法对噪声密度不敏感。针对图像中被不同密度的噪声污染的平坦区域和纹理区域,随机采样滤波算法能出色地平衡降噪和保留细节,是椒盐噪声滤波算法的有效补充。

## 2 理论基础

压缩感知主要包括信号的稀疏表示、随机测量和重构算法三个方面<sup>[9]</sup>。稀疏表示是指通过某种变换,信号的绝大部分变换系数为零或绝对值很小<sup>[10-11]</sup>。随机测量是通过选择合适的测量矩阵,与信号乘积实现线性投影。为了保证信号的原始结构不被破坏,测量矩阵需要满足约束等距性条件<sup>[12]</sup>。重构算法指利用测量向量和测量矩阵精确重构出原始信号。

设有一维信号  $\mathbf{x} \in R^{N \times 1}$ , 测量矩阵  $\Phi \in R^{M \times N}$  ( $M \ll N$ ), 则有:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{s} = \mathbf{A} \mathbf{s}, \mathbf{y} \in R^M \quad (1)$$

信号重构过程为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{x}\|_0 \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (2)$$

若  $\Phi$  满足约束等距性条件,即对于  $K$ -稀疏的信号  $\mathbf{x} \in R^{N \times 1}$ , 满足:

$$(1 - \delta_K) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\Phi \mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (3)$$

且随机采样的测量次数  $q$  满足:

$$q \geq O(K \log(N/K)) \quad (4)$$

通过合适的算法可以精确地重构  $K$ -稀疏信号。这个特性为椒盐噪声污染的低秩图像降噪提供了理论基础,即:若能随机地找到符合(4)式的足够多的真实像素值,理论上可以精确重构原始图像。

约束等距性条件的等价条件是测量矩阵和变换基不相关。目前,用于压缩感知的测量矩阵主要有高斯随机矩阵,伯努力矩阵,哈达玛矩阵等<sup>[13]</sup>。

对于测量矩阵,根据文献[14],测量矩阵可以由随机向量衍生生成,而且文献[15]指出测量矩阵可以由  $\Phi = PC$  生成,其中,  $C$  是符合约束等距性条件的  $N \times N$  矩阵,  $P$  是个  $M \times N$  选择矩阵。

相似地,我们定义测量矩阵可以由  $\Phi = CP$  生成,其中,  $C$  是符合约束等距性条件的  $M \times N$  矩阵,  $P$  是一个稀疏的  $N \times N$  对角矩阵,并且对角元素随机取 0 和 1。利用矩阵的相关性作为 RIP 的等价条件,可以证明  $\Phi$  同样满足约束等距性条件。

所以,压缩感知的测量过程可以写为:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = C P \mathbf{x} = C(\mathbf{P} \mathbf{x}) \quad (5)$$

从形式上,  $\mathbf{P} \mathbf{x}$  可以看成是对原始信号  $\mathbf{x}$  的随机采样。换言之,对于一个完整的  $N$  维信号,如果我们知道随机采样信号  $\mathbf{x}'$  和采样矩阵  $P$ , 压缩感知过程可以写成:

$$\mathbf{y} = C \mathbf{x}' = C(\mathbf{P} \mathbf{x}) \quad (6)$$

## 3 随机采样算法

本文提出的随机采样滤波算法包括三个步骤:(1)椒盐噪声过检测;(2)随机采样;(3)信号重构。信号重构算法采用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法。

### 3.1 椒盐噪声过检测

噪声像素检测是随机采样滤波算法中非常关键的步骤,它奠定了对像素进行正确采样的基础。噪声检测有很多种方法,本文根据文献[16]给出的噪声检测方法进行改进,过检测的意义是通过设定合理的阈值,以牺牲部分真实像素点为代价,将全

部噪声均检出。

设定  $3 \times 3$  的窗口,窗口中心像素的灰度记为  $p(i, j)$ ,窗口全部像素的灰度集合记为  $\mathbf{W} = \{p(i+k, j+r) | k, r = -1, 0, 1\}$ ,窗口内像素的平均值记为  $\text{Ave}(\mathbf{W})$ 。在  $\mathbf{W}$  中灰度最大值记为  $Z_{\max}$ ,灰度最小值记为  $Z_{\min}$ 。判定该中心像素为噪声像素的条件为满足以下任意一项:(1)  $p(i, j) = Z_{\max}$ ; (2)  $p(i, j) = Z_{\min}$ ; (3)  $|p(i, j) - \text{Ave}(\mathbf{W})| > d_{ij}$ 。其中,基于视觉特性定义的检测阈值  $d_{ij}$ 由文献[17]给出:

$$d_{ij} = c \sqrt{\sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 |p(i, j) - \text{Ave}(\mathbf{W})|^2} \quad (7)$$

式中,  $c \in [0, 1]$ ,其值影响噪声点的检出效果,经过反复试验,本文取  $c=1$ 。

### 3.2 随机采样

被椒盐噪声污染的图像可以看成是一个椒盐噪声图像与未污染原始图像  $\mathbf{S}$  的和(灰度值超过 255 的取 255),如图 1(a)所示。若已知椒盐噪声矩阵,对该矩阵椒盐噪声元素置 0,其他元素置 1,即可得到采样矩阵  $\mathbf{M}$ 。根据随机矩阵的定义:如果矩阵中至少有一个元素为随机量,那么该矩阵称为随机矩阵。实际上,正是由于随机参数的引入,使得原来确定性的矩阵元素变为随机的。由于椒盐噪声是随机出现的,故由此步骤获得的采样矩阵  $\mathbf{M}$  是随机矩阵。因此,基于采样矩阵  $\mathbf{M}$ ,对污染图像的采样图像可以写成矩阵  $\mathbf{M}$  与未污染原始图像  $\mathbf{S}$  的点乘,如图 1(b)所示。

对未污染图像  $\mathbf{S}$ 、随机采样矩阵  $\mathbf{M}$  和采样图像的数据进行逐行扫描合并成一维向量后,分别写成列向量  $\mathbf{x}$ 、对焦矩阵  $\mathbf{P}$  和列向量  $\mathbf{x}'$ 。如图 1(c)所示,将随机采样过程转化成:

$$\mathbf{x}' = \mathbf{P}\mathbf{x} \quad (8)$$

然后根据(6)式,即将图像的随机采样写成标准的压缩感知的随机测量过程,如图 1(d)所示。

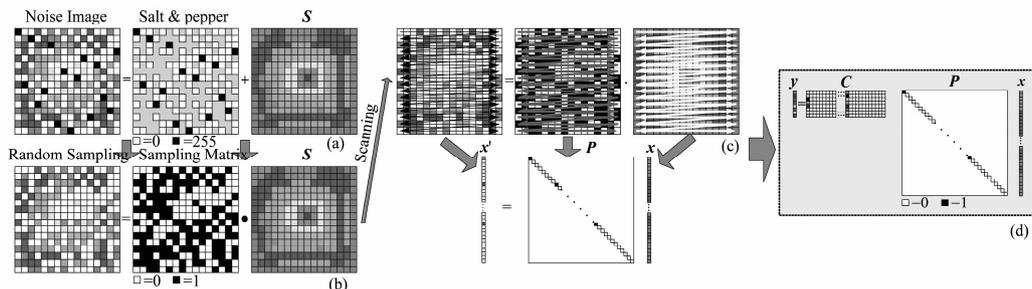


图1 图像的随机采样转化过程

Fig. 1 Conversion of random sampling to CS process

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x}' = \mathbf{C}\mathbf{P}\mathbf{x} \quad (9)$$

### 3.3 算法流程

**Step1** 输入  $n \times n$  初始噪声图像  $\mathbf{I}$ ,预置一个与图像大小相同、元素全为 1 的采样矩阵  $\mathbf{M}$ 。

**Step2** 设定  $3 \times 3$  的滤波窗口,根据噪声像素的判决条件,对图像  $\mathbf{I}$  逐点进行噪声点检测。对于被判定为噪声的像素点,在采样矩阵  $\mathbf{M}$  中,该像素对应的元素替换为  $M(i, j) = 0$ 。

**Step3** 采用逐行扫描把  $\mathbf{I}$  和  $\mathbf{M}$  中的元素依次分别转换成一维列向量  $\mathbf{x}$  和对角矩阵  $\mathbf{P}$ 。并计算  $\mathbf{x}' = \mathbf{P}\mathbf{x}$ ,获得随机采样向量。

**Step4** 生成随机高斯测量矩阵  $\Phi$ ,根据式(9)对初始含噪数据进行测量,得到测量值  $\mathbf{y}$ 。

**Step5** 利用 OMP 算法恢复含噪数据  $\mathbf{x}$  的近似向量  $\hat{\mathbf{x}}$ 。

**Step6** 运行逆逐行扫描变换,将向量  $\hat{\mathbf{x}}$  转换为  $N \times N$  的矩阵,并保存为图像。

## 4 实验结果与讨论

为验证随机采样算法的对椒盐噪声的滤波可行性,以及实际应用中该算法的滤波效果,本文从两个方面进行了实验:(1)假设已知全部噪声精确位置的理想情况;(2)采用噪声过检测算法获得随机采样矩阵的实际情况。为了衡量算法性能,我们分别定义降噪误差和峰值信噪比(PSNR)作为衡量标准:

$$\text{Error} = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\| / \|\mathbf{x}\|_2 \quad (10)$$

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{N} \sum_{i,j} (\hat{x}_{i,j} - x_{i,j})^2} \quad (11)$$

其中,  $\hat{\mathbf{x}}$  是重构信号,  $\mathbf{x}$  是未被椒盐噪声污染的信号。降噪误差的值越小,PSNR 的值越大,说明降噪效果越好。

文献[18]给出了较为全面的各种算法对椒盐噪声的降噪性能比较。我们发现,对于中值滤波系列算法,标准测试图像 Peppers 的峰值信噪比(PSNR)高于纹理细节较多的 Barbara 高达 7.1 dB。鉴于此,本文以 Barbara 中的纹理区域和平坦区域作为原始未污染图像,如图 2 所示。



图 2 测试图像来源

Fig. 2 Test image

#### 4.1 理想情况

在理想情况下,已知全部噪声精确位置。本文获得随机采样矩阵的步骤为:(1)读取原始图像  $S$ ; (2)加入随机椒盐噪声的图像  $I$ ; (3)计算  $D=I-S$ ,若  $D(i, j) \neq 0$ ,则  $M(i, j)=0$ 。

设定椒盐噪声密度为 10%~80%,以 10%为步长,采用随机采样滤波算法对两幅噪声污染图像进行滤波处理,降噪误差曲线如图 3 所示。其中,椒盐噪声密度为 10%和 70%的测试图像滤波效果如图 4 所示。

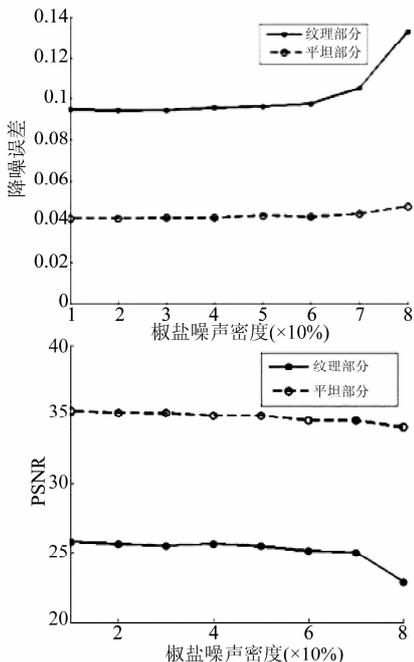


图 3 不同噪声密度下随机采样滤波的降噪误差

Fig. 3 Denoised errors under different noise density

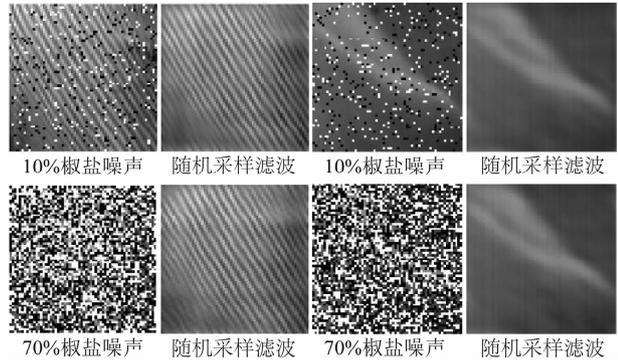


图 4 不同噪声密度的纹理图像和平坦图像滤波效果

Fig. 4 Denoised results of texture area and flat area under different noise density

由降噪误差曲线可以看出,随机采样滤波算法能够对纹理部分进行有效的降噪,降噪误差在 10%以下,图像可视性较好。在噪声密度 10%~60%区间内,纹理部分和平坦部分的降噪误差的变化幅度分别约为 0.26%和 0.13%,视为随机采样滤波算法对噪声密度不敏感。同时,相对于纹理区域,平坦区域在变换域中更加稀疏,因此,相同噪声密度下,降噪误差更小。也可以看出,当噪声密度很大时( $>70\%$ ),降噪误差明显升高,这是由于噪声密度过大,导致随机采样的测量次数不满足式(8)的条件造成的。

以上分析说明,对于低秩图像,随机采样滤波算法可以有效去除噪声,且对噪声密度不敏感;对于较为复杂的图像,当噪声密度在一定范围内变化时,算法也可以实现对噪声密度不敏感。

#### 4.2 基于噪声检测的随机采样滤波对图像局部的处理

在真实情况下,噪声位置未知。本文通过噪声检测算法实现噪声点定位,同样以如图 2 所示的标准测试图像 Barbara 中的纹理区域和平坦区域作为原始未污染图像。

设定椒盐噪声密度为 10%~80%,以 10%为步长,采用滤波算法对两幅噪声污染图像进行滤波处理。滤波算法包括:本文的随机采样滤波(Random Sampling Filter, RSF)算法、经典中值滤波(Median Filter, MF)算法、开关中值滤波(Switching Median Filter, SMF)算法、自适应中值滤波(Adaptive Median Filter, AMF)算法。纹理部分和平坦部分的 PSNR 曲线如图 5 所示。其中,椒盐噪声密度为 10%和 70%的测试图像滤波效果如图 6 所示。

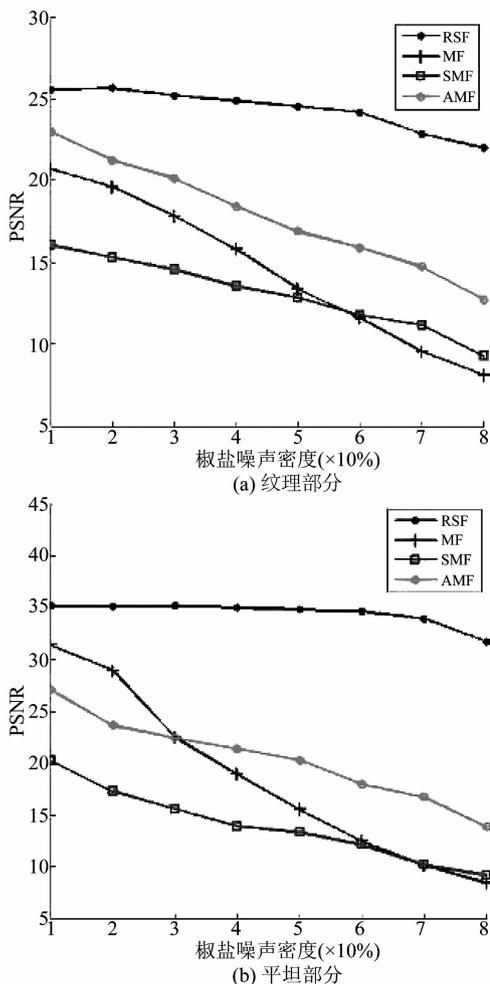


图5 不同椒盐噪声密度下各算法 PSNR 性能比较  
Fig. 5 Comparison of PSNR results under different noise density

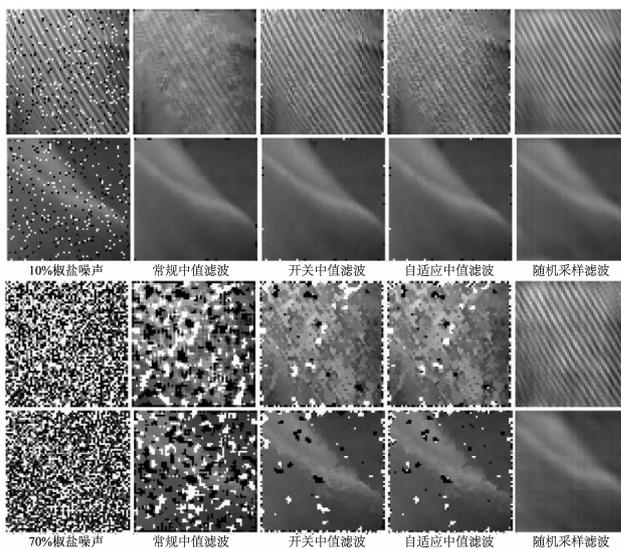


图6 椒盐噪声的不同滤波算法比较  
Fig. 6 Comparison of denoised results with different filtering algorithms

由 PSNR 曲线可以看出,基于噪声检测的随机采样滤波算法和理想情况具有相同的性质。而且,对于不同噪声密度,随机采样滤波算法的 PSNR 值的变化幅度较其他传统中值滤波算法更小。当椒盐噪声密度较小时,随机采样滤波算法在图像可视性上没有明显优势;但当椒盐噪声密度较大时,随机采样滤波算法恢复的图像可视性具有明显的优势。对比理想状态的 PSNR 曲线,可以发现,当噪声密度高于 50% 后,基于噪声过检测情况的 PSNR 值有所下降,这是由于噪声过检测的方式将部分真实像素误认为噪声点,导致随机采样的测量次数比理想情况少引起的。

### 4.3 基于噪声检测的随机采样滤波对图像全局的处理

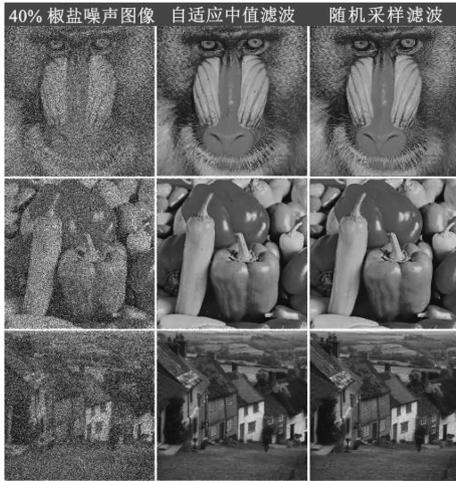
为了对算法做全面的评估,我们采用特征区域更加丰富的标准测试图像进行试验。根据上小节的对比,本节只采用自适应中值滤波算法作为对比。图 7 给出了不同噪声密度下,随机采样滤波算法对图像 Barbara 和 Lena 全局处理的效果。



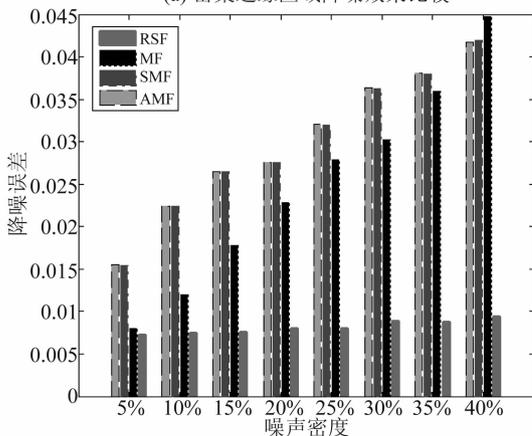
图7 全局图像的滤波性能对比(I)  
Fig. 7 Comparison of image global denoised results (I)

由图 7 可以看出,在噪声密度分别为 10%、20%、30% 和 40% 的情况下,随机采样滤波算法对

图像进行全局滤波具有接近一致的滤波效果,较好地保留了纹理和边缘。与自适应滤波算法相比,随机采样滤波算法在处理包含密集的边缘特征的区域时更具优势,这种情况在处理 Baboon 的胡须与毛发、Goldhill 图像的屋顶区域时有更明显的体现,如图 8(a) 所示。随机采样滤波算法与其他经典滤波算法的全局降噪误差对比结果如图 8(b) 所示,可以看出,经典滤波算法的降噪误差随着噪声密度的增加而增大,而随机采样滤波算法的降噪误差远低于其他中值算法且基本保持不变。



(a) 密集边缘区域降噪效果比较



(b) 与经典中值滤波算法比较

图 8 全局图像的滤波性能对比(II)

Fig. 8 Comparison of image global denoised results (II)

## 5 结论

压缩感知在稀疏信号重构中具有优势,但要保证在随机采样的过程中无噪声被采样。椒盐噪声过检测避免了上述问题。因此本文提出随机采样

滤波算法和噪声过检测算法的结合,利用两方面的优势,最终达到了较好的滤波效果。

由于压缩感知理论对稀疏信号重构具有最少测量次数的条件,所以在一定噪声密度范围内,随机采样数量具有一定的浮动空间。通过仿真实验说明:对于低秩图像,随机采样滤波算法可以有效去除噪声,且对噪声密度不敏感;对于较为复杂的图像,当噪声密度在一定范围内变化时,算法也可以实现对噪声密度不敏感。对噪声密度不敏感表现为 PSNR 值的变化幅度较其他传统中值滤波算法更小。在椒盐噪声密度较大时,随机采样滤波算法恢复的图像可视性具有明显的优势。对于大尺寸图像,为了提高处理速度,可以采用分块处理。分块大小与噪声密度有关:分块越小,块内的像素相似度越高,理论上具有更好的滤波效果。但实际操作中发现,过于小的分块在面对高噪声密度时会出现采样点不足的问题,本文 4.3 节中的分块大小为  $16 \times 16$ 。

但椒盐噪声过检测也对算法带来了影响:由于部分真实像素值被误认为噪声,在一定程度上减少了采样次数,相当于减少了图像的稀疏度,最终体现为缩小了算法对噪声不敏感的密度范围。

## 参考文献

- [1] 朱冰莲, 潘哲明, 李单单. 一种中值滤波的快速算法[J]. 信号处理, 2008, 24(4):684-686.  
Zhu B L, Pan Z M, Li D D. A Fast Median Filtering Algorithm[J]. Signal Processing, 2008, 24(4):684-686. (in Chinese)
- [2] 唐永鹤, 胡谋法, 卢焕章. 基于自适应滤波的单像素宽形态学边缘检测[J]. 信号处理, 2011, 27(8):1166-1170.  
Tang Y H, Hu M F, Lu H Z. One Pixel Width Morphological Edge Detection Algorithm Based on Adaptive Filter[J]. Signal Processing, 2011, 27(8):1166-1170. (in Chinese)
- [3] 王贵君, 杨永强. 基于高概率椒盐噪声的模糊滤波器在图像恢复中的算法设计[J]. 电子学报, 2015, 34(1):24-29.  
Wang G J, Yang Y Q. Algorithm Design of Fuzzy Filter Based on Salt-and-Pepper Noise with High Probability in Image Restoration [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 34(1):24-29. (in Chinese)

- [4] Deng H, Zhang D, Wang T, et al. Objective Image-Quality Assessment for High-Resolution Photospheric Images by Median Filter-Gradient Similarity [J]. *Solar Physics*, 2015, 290(5): 1479-1489.
- [5] Toh K K V, Ibrahim H, Mahyuddin M N. Salt-and-pepper noise detection and reduction using fuzzy switching median filter[J]. *IEEE Transactions On Consumer Electronics*, 2008, 54(4): 1956-1961.
- [6] Candes E, Romberg J, Terence T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans. On Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [7] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Trans. On Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [8] 甘伟, 许录平, 张华, 等. 一种贪婪自适应压缩感知重构[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2012, 39(3): 50-57.
- Gan W, Xu L P, Zhang H, et al. Greedy adaptive recovery algorithm for compressed sensing[J]. *Journal of Xidian University: Natural Science*, 2012, 39(3): 50-57. (in Chinese)
- [9] Baraniuk R. Compressive sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 56(4): 4-5.
- [10] 李玉, 赵瑞珍, 张凤珍, 等. 边缘和方向估计的自适应多尺度分块压缩感知算法[J]. *信号处理*, 2015, 31(4): 407-413.
- Li Y, Zhao R Z, Zhang F Z, et al. Adaptive Multi-scale Block Compressed Sensing Algorithm Based on Edge and Direction Estimation [J]. *Journal of Signal Processing*, 2015, 31(4): 407-413. (in Chinese)
- [11] 程艳合, 杨文革. 利用基字典构造的直扩测控信号稀疏性分析[J]. *信号处理*, 2015, 31(5): 594-601.
- Cheng Y H, Yang W G. Sparsity Analysis of DS TT&C Signals via Basic Dictionary Building[J]. *Journal of Signal Processing*, 2015, 31(5): 594-601. (in Chinese)
- [12] Candés E, Romberg J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3): 969-985.
- [13] 党骥, 马林华, 田雨, 等. 基于 m 序列的压缩感知测量矩阵构造[J]. *西安电子科技大学学报: 自然科学版*, 2015, 42(2): 186-192.
- Dang K, Ma L H, Tian Y, et al. Construction of the compressive sensing measurement matrix based on m sequences [J]. *Journal of Xidian University: Natural Science*, 2015, 42(2): 186-192. (in Chinese)
- [14] Yin W, Morgan S, Yang J, et al. Practical Compressive Sensing with Toeplitz and Circulant Matrices[J]. In *Proceedings of Visual Communications and Image Processing*, 2010, 7744: 1-10.
- [15] Haupt J, Bajwa W U, Raz G, et al. Toeplitz Compressed Sensing Matrices With Applications to Sparse Channel Estimation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(11): 5862-5875.
- [16] Zhang X M, Xu B S, Dong S Y. Adaptive Median Filtering for Image Processing[J]. *Journal of Computer Design & Computer Graphics*, 2005, 17(2): 295-299.
- [17] Piva A, Barni M, Bartolini F, et al. DCT-based watermark recovering without resorting to the uncorrupted original image [A]. *Proceedings of 4th IEEE International Conference on Image Processing*. Santa Barbara, CA, USA: ICIP, 1997: 520-523.
- [18] 李佐勇, 汤可宗, 胡锦涛, 等. 椒盐图像的方向加权均值滤波算法[J]. *中国图象图形学报*, 2013, 18(11): 1407-1415.
- Li Z Y, Tang K Z, Hu J M, et al. Directional weighted mean filter for image with salt & pepper noise[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(11): 1407-1415. (in Chinese)

### 作者简介



刘学文 男, 1983 年生, 陕西西安人, 西安电子科技大学通信工程学院博士生, 近期研究方向为数字图像处理、压缩感知应用。

E-mail: xdkdlxw@126.com



肖嵩 女, 1977 年生, 陕西西安人, 西安电子科技大学通信工程学院教授, 博士生导师, 近期研究方向为网络编码、联合信源信道编码。

E-mail: xiaosong@mail.xidian.edu.cn



权磊 男, 1989 年生, 陕西宝鸡人, 西安电子科技大学通信工程学院博士生, 近期研究方向为网络编码、压缩感知。

E-mail: gloomy2110@hotmail.com