

引用格式:王拓,王洪雁,裴炳南.一种消除椒盐噪声的迭代自适应中值滤波算法[J].电光与控制,2019,26(2):23-27. WANG T, WANG H Y, PEI B N. An iterative adaptive median filtering algorithm for salt and pepper noise removal[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(2):23-27.

## 一种消除椒盐噪声的迭代自适应中值滤波算法

王拓<sup>a,b</sup>, 王洪雁<sup>a,b</sup>, 裴炳南<sup>a,b</sup>

(大连大学, a. 辽宁省北斗高精度位置服务技术工程实验室;  
b. 大连市环境感知与智能控制重点实验室, 辽宁 大连 116622)

**摘要:**针对传统中值滤波算法对高密度椒盐噪声图像滤波效果差的问题,基于循环迭代处理思想,提出一种消除椒盐噪声的迭代自适应中值滤波算法。在传统基于决策滤波方法基础上,所提算法自适应调整滤波窗口尺寸并计算滤波窗口内非椒盐像素中值以替换噪声像素,进而根据噪声密度自适应决定算法迭代次数,以完全消除椒盐噪声并恢复原始图像。仿真结果表明,对噪声密度为10%~99%的图像,与标准中值滤波及其4种改进算法相比,所提算法能较快消除椒盐噪声且可较好恢复原始图像细节。

**关键词:**图像处理;椒盐噪声;迭代自适应中值滤波;滤波窗口;运行时间

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.02.005

## An Iterative Adaptive Median Filtering Algorithm for Salt and Pepper Noise Removal

WANG Tuo<sup>a,b</sup>, WANG Hong-yan<sup>a,b</sup>, PEI Bing-nan<sup>a,b</sup>

(Dalian University, a. Liaoning Engineering Laboratory of BeiDou High-precision Location Service;  
b. Dalian Key Laboratory of Environmental Perception and Intelligent Control, Dalian 116622, China)

**Abstract:** The traditional median filtering algorithm has poor filtering effect on the images with high-density salt and pepper noise. Based on the theory of cyclic iterative processing, an iterative adaptive median filtering algorithm is proposed to remove the salt and pepper noise. Following the traditional filtering approach based on decision-making, the proposed algorithm adaptively adjusts the size of the filtering window and calculates the median of the non-salt and pepper pixels in the filtering window to replace the corrupted pixels. After that, the proposed algorithm adaptively determines the iteration number according to the noise density, so as to completely remove the salt and pepper noise and retrieve the original image. Simulation results demonstrate that, compared with the standard median filtering algorithm and four other improved algorithms, the proposed algorithm can remove the salt and pepper noise with less running time and can efficiently retrieve the details of the original image for the images with the noise density varying from 10% to 99%.

**Key words:** image processing; salt and pepper noise; iterative adaptive median filtering; filtering window; running time

### 0 引言

椒盐噪声是数字图像处理中的一种典型噪声,通常是因图像采集设备故障或信号传输过程错误而产生<sup>[1-2]</sup>,椒盐噪声会导致图像受损像素取最小或最大

灰度值(0和255),从而造成图像细节丢失和质量下降,进而极大影响后续图像处理效果<sup>[3-4]</sup>。因此,利用高效的噪声消除算法对含有椒盐噪声的图像进行降噪预处理显得尤为重要。

近年来,许多有效的图像降噪算法被相继提出。其中,文献[5]首先提出一种非线性中值滤波器(MF),该滤波器可有效滤除噪声密度低于20%的噪声,但噪声密度高于20%时,利用该算法所得去噪图像的细节信息丢失严重,算法去噪性能较差。为改善高密度噪声下去噪效果,文献[6]提出一种自适应中值滤波器(AMF),

收稿日期:2018-02-01 修回日期:2018-03-30

基金项目:国家自然科学基金(61301258,61271379);中国博士后科学基金(2016M590218)

作者简介:王拓(1992—),男,河南南阳人,硕士,研究方向为数字图像处理、机器视觉。

该滤波器基于预定义窗口尺寸阈值动态调整滤波窗口尺寸,对高密度噪声有较好的滤波效果,但该算法使用固定窗口尺寸阈值,对不同噪声密度图像无法自适应调整阈值,而且逐次加大窗口尺寸不仅耗时,还会导致图像模糊。此外,上述算法均没有将噪声像素和非噪声像素区别处理,因而不可避免地损坏非噪声像素。文献[7]提出一种基于决策的中值滤波算法(DBMF),该算法首先识别噪声像素,即如果像素值位于0和255之间,则保持原值,否则,使用 $3 \times 3$ 窗口内中值像素进行替换,从而显著改善算法去噪性能。然而,噪声密度较高时,中值将为噪声像素0或255,这种重复的邻域像素替换会产生条纹效应<sup>[8]</sup>,因此,该算法不能有效去除高密度椒盐噪声。针对此问题,文献[9]提出一种基于改进决策的非对称修正中值滤波器(MDBUTMF),该滤波器针对高噪声密度下 $3 \times 3$ 窗口像素均为0和255的情况,计算窗口内像素均值进行替换,取得了较好的滤波效果,但对于80%~90%高密度噪声图像不能有效去除局部高密度噪声。为更有效地恢复被高密度椒盐噪声污染的图像,文献[10]提出一种选择性自适应中值滤波器(SAMF),该滤波器首先识别噪声像素,然后基于约束条件动态调整滤波窗口大小,直至获得合适中值以替换噪声像素,从而可显著提升高密度噪声下去噪性能。然而,该算法利用大尺寸窗口所得替换值不仅不能有效反映原始像素信息而且耗时。基于此,文献[11]提出一种基于改进决策的中值滤波器(MDBMF),该滤波器仅处理噪声像素并合理增加滤波窗口尺寸,可明显改善高密度噪声下去噪性能且运行速度较快。但是,该算法对局部高密度噪声采取保留原噪声像素操作,影响了算法去噪性能。

上述椒盐噪声消除算法均基于遍历思想,即对图像中每个像素逐次滤波以得到去噪图像。与之相比,基于循环迭代思想,即对算法某次输出去噪图像进行迭代处理,则能更好地恢复高密度椒盐噪声图像的原始细节信息<sup>[12]</sup>。针对上述问题,本文提出一种消除椒盐噪声的迭代自适应中值滤波器(IAMF),该滤波器自适应调整滤波窗口尺寸并计算滤波窗口内非椒盐像素中值以替换噪声像素,进而根据噪声密度自适应决定算法迭代次数以完全消除椒盐噪声,从而克服了现有算法对高密度噪声滤波性能差的缺点。仿真结果表明,与标准中值滤波及其4种改进算法相比,所提算法对低密度和高密度噪声图像均有较好去噪效果且运行速度较快。

## 1 本文算法

### 1.1 IAMF 算法

本文所提迭代自适应中值滤波算法首先识别噪声

图像中椒盐噪声,进而对噪声和非噪声像素区别处理以有效去除噪声。椒盐噪声识别方法如下:如果像素在最小灰度值0和最大灰度值255之间,则被视为非噪声像素并保持原像素值。如果像素为最小灰度值0或最大灰度值255的椒盐像素,则该像素由IAMF算法处理。基于椒盐噪声的黑白点特性<sup>[3-4]</sup>,该识别方法不会漏判噪声像素,但存在噪声误检问题,然而对于高密度椒盐噪声污染图像,噪声误检对去噪效果的影响微乎其微<sup>[13]</sup>。此外,所提算法采用 $3 \times 3$ 和 $5 \times 5$ 的小尺寸滤波窗口可较好地恢复被误判的像素,进而使噪声误检问题对滤波结果的影响变得更小,几乎可以忽略不计。所提IAMF算法流程如图1所示。

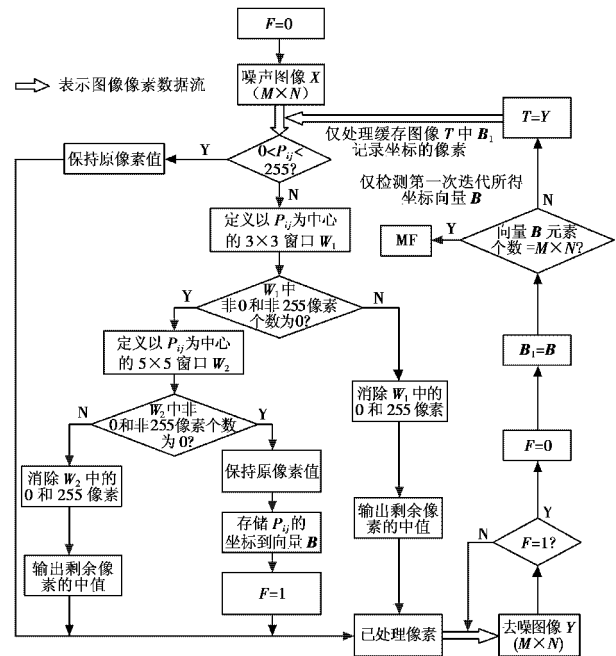


图1 IAMF 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of IAMF algorithm

算法具体步骤如下。

1) 对于 $M \times N$ 噪声图像 $X$ 中待处理像素 $P_{ij}$ ,如果 $0 < P_{ij} < 255$ ,则像素 $P_{ij}$ 未被污染并保持原值输出。

2) 如果 $P_{ij} = 0$ 或 $P_{ij} = 255$ ,则像素 $P_{ij}$ 是椒盐像素。选定以 $P_{ij}$ 为中心的 $3 \times 3$ 滤波窗口 $W_1$ ,则 $W_1$ 中两种可能情况如下:

① 非0和非255像素个数不为零,则消除 $W_1$ 中椒盐像素,取剩余像素中值输出;

② 非0和非255像素个数为零,则运行步骤3)。

3) 选定以 $P_{ij}$ 为中心的 $5 \times 5$ 滤波窗口 $W_2$ ,则 $W_2$ 中两种可能情况如下:

① 非0和非255像素个数不为零,则消除 $W_2$ 中椒盐像素,取剩余像素中值输出;

② 非0和非255像素个数为零,则暂取像素 $P_{ij}$ 值

输出,存储像素  $P_{ij}$  坐标  $(i,j)$  到坐标向量  $B$ , 并取迭代标志位  $F=1$ 。

至此,得到对图像每个像素逐次滤波后的去噪图像  $Y$ , 存储残留椒盐像素坐标的向量  $B$  和迭代标志位  $F$ 。

4) 判断是否进行循环迭代滤波。如果  $F=0$ , 则图像  $Y$  不含椒盐像素, 结束迭代并输出去噪图像  $Y$ 。如果  $F=1$ , 则图像  $Y$  仍含有椒盐像素并置  $F=0$ , 进而判断坐标向量  $B$  元素个数是否等于图像  $X$  尺寸  $M \times N$ , 即判断图像是否被 100% 椒盐噪声污染, 以免算法陷入死循环。若是, 结束迭代, 算法退化为标准中值滤波; 否则, 运行步骤 5)。

5) 将输出去噪图像  $Y$  及坐标向量  $B$  分别赋值给缓存图像  $T$  和坐标向量  $B_1$ , 以避免迭代滤波过程所得最新去噪图像  $Y$  及坐标向量  $B$  干扰原始数据, 进而对缓存图像  $T$  中被坐标向量  $B_1$  记录位置的椒盐像素重复步骤 2) ~ 5), 直至迭代标志位  $F=0$ , 即完全消除图像  $X$  中椒盐像素。

由上述处理过程可知, 所提算法最大滤波窗口尺寸为  $5 \times 5$ , 这样不仅能有效利用噪声像素邻域内非噪声像素以最大程度恢复图像细节, 还可克服滤波窗口过大造成替换像素不能有效反映原始像素以及耗时等缺点。此外, 只要输出去噪图像  $Y$  含有椒盐噪声, 所提 IAMF 算法便可对其迭代处理直至完全消除椒盐噪声。需要注意的是, 实际应用中存在被椒盐噪声 100% 污染的图像, 即噪声图像仅含椒盐像素 0 和 255, 这将导致算法陷入死循环。因此, 所提算法通过设置约束条件以避免无限循环, 并采用标准中值滤波算法处理该极端情况。

## 1.2 算法示例

本节以像素矩阵为例, 详细阐述所提算法的循环迭代处理思想和噪声滤除方法, 以说明所提 IAMF 算法消除噪声的独特优势。

图 2a 模拟了被椒盐噪声污染的  $7 \times 7$  示例图像  $X$ 。对于  $X$  中非噪声像素  $P(1,1)=10$ , 取原值输出; 对于椒盐像素  $P(2,2)=255$ , 取  $3 \times 3$  滤波窗口并消除椒盐像素, 得到一维数组  $[10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10]$ , 取中值 10 输出; 对于椒盐像素  $P(3,3)=255$ , 由于  $3 \times 3$  窗口中非椒盐像素个数为零, 故取  $5 \times 5$  窗口并消除椒盐像素, 得到数组  $[10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10 \ 10]$ , 取中值 10 输出; 对于椒盐像素  $P(4,4)=255$ , 由于  $5 \times 5$  窗口中非椒盐像素个数为零, 故暂取原值输出, 置迭代标志位  $F=1$  并存储像素坐标  $(4,4)$  到坐标向量  $B$ ; 其余像素均按该算法处理得到经一次迭代滤波的去噪图像  $Y$ , 如图 2b 所示。

由于迭代标志位  $F=1$ , 故将输出图像  $Y$  及坐标向

量  $B$  分别赋值给缓存图像  $T$  和坐标向量  $B_1$  进行二次迭代滤波并置迭代标志位  $F=0$ , 对于缓存图像  $T$  中唯一被坐标向量  $B_1$  记录坐标位置的像素  $P(4,4)$ , 取  $3 \times 3$  窗口中非椒盐像素中值 10 输出, 得到最新去噪图像  $Y$ , 如图 2c 所示。此时图像  $Y$  不含椒盐像素且迭代标志位  $F=0$ , 故停止迭代并输出经两次迭代滤波的去噪图像  $Y$ 。

10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	255	0	255	0	255	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	0	255	0	255	0	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	255	0	255	0	255	10	10	10	10	255	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	0	255	0	255	0	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	255	0	255	0	255	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10

图 2 IAMF 算法示例

Fig. 2 Example of IAMF algorithm

## 2 实验仿真及分析

为验证所提算法去噪性能, 实验选取标准图像库中的 6 幅图像, 分别为  $512 \times 512$  Lena,  $720 \times 576$  Boats,  $512 \times 512$  Pepper,  $701 \times 511$  Police,  $720 \times 576$  Barbara 和  $256 \times 256$  Cameraman 图像, 并采用 MF<sup>[5]</sup>, AMF<sup>[6]</sup>, MDBUTMF<sup>[9]</sup>, SAMF<sup>[10]</sup> 和 MDBMF<sup>[11]</sup> 算法, 分别从去噪性能和运行时间两方面与所提 IAMF 算法进行对比。实验环境为 Intel Core i5-6500 CPU, 3.20 GHz, 内存 4 GiB, 操作系统为 64 位 Windows10, 仿真软件 Matlab R2014b。

为了定量评估所提算法的去噪性能, 本文采用由文献[14]定义的峰值信噪比 (PSNR) 及文献[15]提出的结构相似性指数 (SSIM) 作为评价指标, 分别如式 (1)、式 (3) 所示。

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \times \lg \left( \frac{255^2}{M_{\text{MSE}}} \right) \quad (1)$$

$$E_{\text{MSE}} = \frac{\sum_i \sum_j (X(i,j) - Y(i,j))^2}{M \times N} \quad (2)$$

$$I_{\text{SSIM}} = \frac{(2\mu_X \mu_Y + C_1)(2\sigma_{XY} + C_2)}{[\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1][\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2]} \quad (3)$$

式中:  $E_{\text{MSE}}$  表示均方误差;  $X$  是尺寸为  $M \times N$  的原始图像, 其均值方差分别为  $\mu_X, \sigma_X^2$ ;  $Y$  为对应的去噪图像, 其均值方差分别为  $\mu_Y, \sigma_Y^2$ ;  $\sigma_{XY}$  为  $X, Y$  的协方差;  $C_1 = (k_1 L)^2, C_2 = (k_2 L)^2$  是确保分母不为零的常数,  $L=255$  为像素最大值,  $k_1=0.01, k_2=0.03$  为默认常数。

### 2.1 去噪性能

实验 1 对 Lena 图像分别添加密度为 80% 和 90% 的椒盐噪声, 不同算法去噪效果如图 3、图 4 所示。由视觉效果对比可知, 高密度噪声下, MF, AMF 和 MDBUTMF 算法去噪性能较差。SAMF 和 MDBMF 算法通



过调整滤波窗口尺寸使得高密度噪声下去噪性能得以改善。然而,需要注意的是,这两种算法均基于遍历思想,故去噪图像仍不同程度地残留有椒盐像素,而所提算法基于迭代思想,可完全消除高密度椒盐噪声且能较好地恢复图像细节信息。由此可知,所提算法在高密度噪声下去噪性能与其他5种算法相比改善显著。

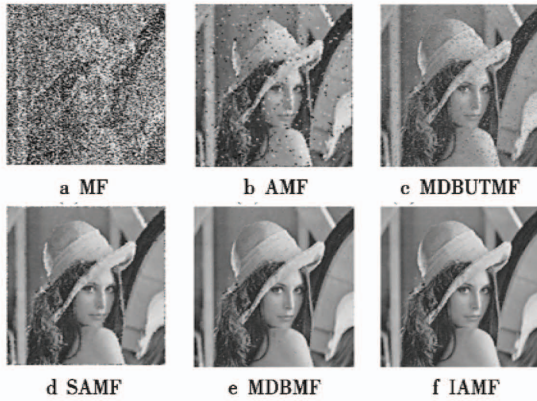


图3 80%椒盐噪声Lena图像恢复

Fig. 3 Recovery of Lena image with 80% salt and pepper noise

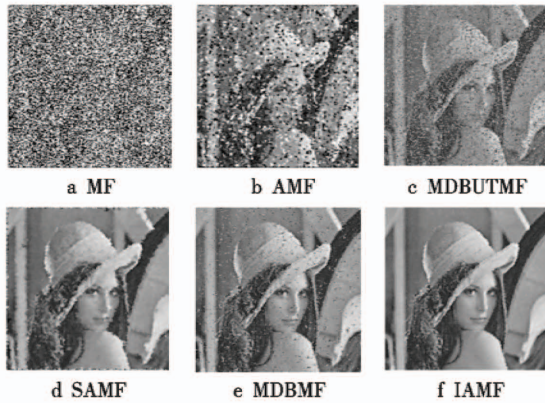


图4 90%椒盐噪声Lena图像恢复

Fig. 4 Recovery of Lena image with 90% salt and pepper noise

实验2 对于椒盐噪声密度为10%~99%的Lena图像,不同算法的PSNR和SSIM值对比如表1、表2所示,其对应的PSNR及SSIM曲线如图5所示。

表1 不同噪声密度下PSNR对比

Table 1 Comparison of PSNR at different noise density dB

噪声密度/ %	PSNR					
	MF	AMF	MDBUTMF	SAMF	MDBMF	IAMF
10	35.91	36.41	45.13	44.44	45.13	45.13
20	35.29	35.61	41.88	41.02	41.88	41.88
30	34.52	34.84	39.82	38.80	39.82	39.82
40	33.62	34.24	38.42	37.25	38.44	38.44
50	32.46	33.67	37.10	35.93	37.16	37.16
60	31.25	33.08	35.88	34.78	36.09	36.09
70	30.04	32.52	34.48	33.74	35.12	35.13
80	28.94	31.75	32.59	32.73	33.99	34.06
90	27.93	30.12	30.24	31.57	32.16	32.85
99	27.10	27.28	27.78	28.90	27.78	30.67

表2 不同噪声密度下SSIM对比

Table 2 Comparison of SSIM at different noise density

噪声密度/ %	SSIM					
	MF	AMF	MDBUTMF	SAMF	MDBMF	IAMF
10	0.845	0.859	0.984	0.982	0.984	0.984
20	0.798	0.831	0.966	0.958	0.966	0.966
30	0.669	0.799	0.944	0.927	0.944	0.944
40	0.440	0.766	0.917	0.889	0.919	0.919
50	0.231	0.729	0.878	0.845	0.891	0.891
60	0.110	0.686	0.796	0.791	0.856	0.856
70	0.052	0.607	0.632	0.724	0.811	0.813
80	0.027	0.429	0.391	0.641	0.716	0.754
90	0.012	0.120	0.169	0.511	0.351	0.660
99	0.005	0.013	0.047	0.127	0.011	0.470

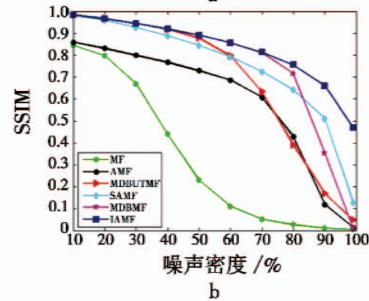
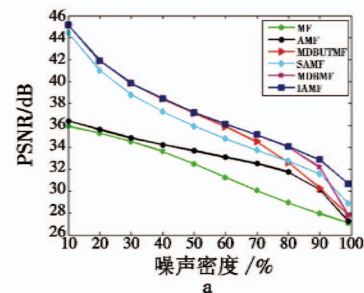


图5 Lena图像PSNR和SSIM曲线

Fig. 5 PSNR and SSIM curves for Lena image

由表1、表2及图5可知, MF和AMF算法去噪性能较差,这是没有将噪声像素和非噪声像素区别处理,从而损坏非噪声像素的缘故。对于评价效果更好的SSIM指数, MDBMF算法通过合理调整滤波窗口尺寸,对密度低于80%噪声的去噪性能相比MDBUTMF和SAMF算法更好,但噪声密度更高时去噪性能相比SAMF算法稍差。所提IAMF算法基于循环迭代思想并合理调整滤波窗口尺寸,对密度低于70%噪声的去噪性能与MDBMF算法基本相同,而对密度高于70%噪声的去噪性能则明显优于其他5种算法。由此可知,所提IAMF算法在低噪声密度和高噪声密度条件下均有较好的去噪性能。

实验3 为验证所提算法对不同性质图像的去噪性能,实验选取标准图像库中的Boats, Pepper, Police, Barbara和Cameraman图像并在90%噪声密度下对不同算法SSIM值进行测试,结果如表3所示。由表3可知,所提IAMF算法滤波后去噪图像与原始图像结构



相似性更高,且与输入图像性质无关。

表 3 90%噪声密度下 SSIM 对比

Table 3 Comparison of SSIM at 90% noise density

测试图像	SSIM					
	MF	AMF	MDBUTMF	SAMF	MDBMF	IAMF
Boats	0.012	0.129	0.183	0.614	0.382	0.755
Pepper	0.012	0.135	0.155	0.598	0.377	0.743
Police	0.015	0.111	0.154	0.393	0.284	0.514
Barbara	0.014	0.120	0.190	0.491	0.351	0.640
Cameraman	0.018	0.128	0.158	0.594	0.368	0.719

## 2.2 运行时间

实验 4 选取标准图像库中的 Lena 图像以在上述计算平台上评估不同算法的运行时间,测试结果如表 4 所示。通过对比发现,由于 MF 算法简单,其耗时最短,但该算法去噪性能较差;MDBUTMF 和 MDBMF 算法基于遍历思想,平均耗时相对较短,然而在高密度噪声下去噪性能较差;所提 IAMF 算法最大采用  $5 \times 5$  滤波窗口,平均耗时远低于滤波窗口较大的 AMF 和 SAMF 算法,然而由于采用迭代思想,其平均耗时略高于 MDBUTMF 和 MDBMF 算法,但牺牲运算速度所换来的收益是所提 IAMF 算法不同噪声密度下去噪性能突出,因而所付出的时间代价是值得的。

表 4 Lena 图像运行时间对比

Table 4 Comparison of running time for Lena image

噪声密度/ %	运行时间/s					
	MF	AMF	MDBUTMF	SAMF	MDBMF	IAMF
10	0.501	11.787	0.851	1.032	0.867	0.919
20	0.005	9.204	1.331	2.040	1.360	1.427
30	0.005	9.335	1.878	3.168	1.886	1.957
40	0.004	9.685	2.318	4.523	2.405	2.549
50	0.003	10.470	2.834	6.269	2.890	2.980
60	0.002	11.597	3.294	8.422	3.417	3.514
70	0.002	13.900	3.728	11.459	3.947	4.018
80	0.002	17.507	4.144	17.035	4.503	4.657
90	0.002	24.143	4.447	31.247	5.165	5.817
平均时间/s	0.058	13.070	2.758	9.466	2.938	3.093

## 3 结论

针对传统中值滤波算法滤波效果差的问题,基于循环迭代处理思想,本文提出一种消除椒盐噪声的迭代自适应中值滤波算法。该算法首先对噪声像素和非噪声像素区别处理以避免损坏非噪声像素,而后自适应调整滤波窗口尺寸并采用循环迭代思想处理噪声像素,从而保证完全滤除椒盐噪声及较好的细节恢复能力,进而显著改善高密度椒盐噪声图像的去噪效果。仿真结果表明,与 MF, AMF, MDBUTMF, SAMF 和 MDBMF 算法相比,所提算法不仅能有效去除高密度椒盐噪声,还能较好地恢复原始图像细节,亦具有较快的运行速度。

## 参考文献

[1] KHAN S, LEE D H. An adaptive dynamically weighted

median filter for impulse noise removal [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017. doi:10.1186/s13634-017-0502-z.

- [2] 宗永胜,胡晓辉,张荣光.一种自适应双阈值中值滤波方法[J].小型微型计算机系统,2017,38(7):1642-1647.
- [3] 兰霞,刘欣鑫,沈焕锋,等.一种消除高密度椒盐噪声的迭代中值滤波算法[J].武汉大学学报:信息科学版,2017,42(12):1731-1737.
- [4] ROY A, SINGHA J, MANAM L, et al. Combination of adaptive vector median filter and weighted mean filter for removal of high-density impulse noise from colour images [J]. IET Image Processing, 2017, 11(6):352-361.
- [5] TUCKEY J W. Exploratory data analysis[M]. Boston: Addison-Wesley Pub. Co., 1977:163-182.
- [6] SHRESTHA S. Image denoising using new adaptive based median filters[J]. Signal & Image Processing, 2014, 5(4):1-13.
- [7] SRINIVASAN K S, EBENEZER D. A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse noises[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(3):189-192.
- [8] JAYARAJ V, EBENEZER D. A new switching-based median filtering scheme and algorithm for removal of high-density salt and pepper noise in images [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010. doi:10.1115/2010/690218.
- [9] ESAKKIRAJAN S, VEERAKUMAR T, SUBRAMANYAM A N, et al. Removal of high density salt and pepper noise through modified decision based unsymmetric trimmed median filter [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(5):287-290.
- [10] DAS J, DAS B, SAIKIA J, et al. Removal of salt and pepper noise using selective adaptive median filter [C]//International Conference on Accessibility to Digital World, IEEE, 2017:203-206.
- [11] KUNSOTH R, BISWAS M. Modified decision based median filter for impulse noise removal [C]//International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking, IEEE, 2016:1316-1319.
- [12] AHMED F, DAS S. Removal of high-density salt-and-pepper noise in images with an iterative adaptive fuzzy filter using alpha-trimmed mean [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(5):1352-1358.
- [13] 张成斌,王开福.基于形态开闭算子的高浓度椒盐噪声去除方法[J].计算机工程,2015,41(2):199-202.
- [14] HUYNH-THU Q, GHANBARI M. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment [J]. Electronics Letters, 2008, 44(13):800-801.
- [15] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.