文章编号:1001-5078(2015)07-0861-04 ·图像与信号处理·

# 脉冲噪声图像的中-均值滤波算法

张成斌,王开福
(南京航空航天大学航空宇航学院,江苏 南京 210016)

**摘 要**:由于在图像信息的获取和传输过程中,图像常常受到不同程度的脉冲噪声污染。为了有效地去除高浓度脉冲噪声,提出了一种基于中-均值滤波器的噪声去除算法。该方法根据脉冲噪声特点,设定一个简单的噪声检测算子,根据噪声检测结果设定自适应滤波窗口,同时根据噪声密度选择中值和均值滤波器。为了更加有效地保留图像的原有信息,对非噪声点不做滤波处理。仿真结果表明,所提出的中-均值滤波方法不仅能有效地去除高浓度的脉冲噪声,而且能很好地保留图像的原有信息,并具有较短的滤波处理时间。

**关键词**:脉冲噪声;中值滤波;均值滤波;噪声检测
**中图分类号**:TP391.41 **文献标识码**:A **DOI**:10.3969/j.issn.1001-5078.2015.07.027

# Algorithm for impulse noise images based on median-mean filter

ZHANG Cheng-bin, WANG Kai-fu
(College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210000, China)

**Abstract**: During image information acquisition and transmission, the images are usually corrupted by impulse noise. To remove effectively high density impulse noise, an algorithm for removing noise based on a median-mean filter is proposed. According to the characteristics of impulse noise, a simple noise detection operator is set, and then adaptive filtering window is set according to the results of noise detection, meanwhile, the median and mean filters are selected according to the noise density. To keep effectively the original image information, the noise-free pixels are not filtered. Simulation results show that the proposed median-mean filter algorithm can remove high density impulse noise effectively. It also keep the original image information well, and have shorter filtering time.

**Key words**: impulse noise; median filter; mean filter; noise detection

## 1 引 言

在图像获取、传输和存储过程中,常常由于图像传输信道和存储卡损坏等问题,所获取的图像不可避免地受到不同程度的脉冲噪声污染。即使是较低浓度的噪声,也会直接影响到图像准确信息的获取。因此,设计一种既能有效地去除高浓度噪声又能很好地保留图像原有基本信息的噪声滤波算法是图像处理中的一项重要工作[1]。

常用的脉冲噪声去除方法是中值滤波器,然而,对高浓度噪声,传统的中值滤波器的滤波效果并不理想。为此,许多改进的中值滤波器被提了出来,如自适应中值滤波器[2]、改进型中值滤波器[3]和开关中值滤波器[4]等。然而,这些改进的滤波器去除高浓度噪声的效果依然不理想。因此,研究学者认为中值滤波方法只是依赖窗口内的局部信息,而没有充分利用图像的整体信息。于是,他们提出了非局

**基金项目**:江苏省研究生培养创新工程项目(No. CXLX13_137);中央高校基本科研业务费专项资金项目;南京航空航天大学博士学位论文创新与创优基金项目(No. BCXJ13-01)资助。
**作者简介**:张成斌(1985-),男,博士研究生,主要研究方向是光测力学及图像处理。E-mail:zhchb@nuaa.edu.cn
**收稿日期**:2014-10-20;**修订日期**:2014-10-30

部中均值滤波方法[5-7]。然而,这些滤波方法却要依赖图像的先验信息,设定不同的参数,增加了滤波算法的复杂度。此外,还有其他不同类型的滤波方法被提了出来[8-11]。

通过分析,我们不难发现,开关自适应中值滤波的症结在于使用递增的滤波窗口尺寸,而如果不采用大尺寸的滤波窗口又无法有效地去除噪声。因此,受开关滤波思想的启发,我们可采用小尺度滤波窗口的逐步开关滤波方法来逐次减少噪声的浓度,提出了一种高效的中-均值滤波方法,不仅能有效地去除高浓度脉冲噪声,而且能有效地保留图像的细节信息。

## 2 中-均值滤波算法

根据椒盐噪声的特点,其灰度值为0或255,对一幅灰度图像 $f$,则可以采用下列式子对可能噪声点进行检测判断,即:

$$d^f(i,j)=\begin{cases}0 & f(i,j)=0 \quad 或 \quad f(i,j)=255\\ 1 & 其他\end{cases} \tag{1}$$

其中,$[m,n]=\mathrm{size}(f)$,$i\leqslant m$,$j\leqslant n$。通过简单的噪声检测,得到一幅关于 $f$ 的标记图像 $d^f$。

根据开关滤波器的设计思想,采用逐步开关方法,设计了基于中-均值的开关滤波算法,具体步骤如下:

步骤1:给定一幅灰度图像 $f$,根据式(1)可得到标记图像 $d^f$;根据标记图像,设定大小为5×5的逐点自适应滤波窗口 $h_{5\times5}(i,j)=[d^f(i,j)]_{5\times5}$,中心点为 $(i,j)$;则滤波后的图像 $g$ 可由下面公式得到,即:

$$g(i,j)=\begin{cases}\mathrm{median}(f(i,j)h(i,j))_{5\times5} & d^f(i,j)=0\\ f(i,j) & d^f(i,j)=1\end{cases} \tag{2}$$

步骤2:根据式(1)可得到标记图像 $d^g$;若 $\mathrm{sum}(d^f)\leqslant\lfloor 0.7\times mn\rfloor$,则设定3×3的逐点自适应滤波窗口 $h_{3\times3}(i,j)$,即:$h_{3\times3}(i,j)=[d^g(i,j)]_{3\times3}$,得到滤波后图像 $t$:

$$t(i,j)=\begin{cases}\mathrm{median}(g(i,j)h(i,j))_{3\times3} & d^g(i,j)=0\\ g(i,j) & d^g(i,j)=1\end{cases} \tag{3}$$

若 $\mathrm{sum}(d^f)>\lfloor 0.7\times mn\rfloor$,则设定大小为5×5的逐点自适应滤波窗口 $h_{5\times5}(i,j)=[d^g(i,j)]_{5\times5}$,得到滤波后的图像 $t$:

$$t(i,j)=\begin{cases}\mathrm{mean}(g(i,j)h(i,j))_{5\times5} & d^g(i,j)=0\\ g(i,j) & d^g(i,j)=1\end{cases} \tag{4}$$

步骤3:若 $\mathrm{sum}(d^f)>\lfloor 0.5\times mn\rfloor$,则滤波后的图像 $r$ 可由下面公式得到,即:

$$r(i,j)=\begin{cases}\mathrm{mean}(t(i,j))_{5\times5} & d^f(i,j)=0\\ t(i,j) & d^f(i,j)=1\end{cases} \tag{5}$$

若 $\mathrm{sum}(d^f)\leqslant\lfloor 0.5\times mn\rfloor$,则滤波后的图像 $r$ 可由下面公式得到,即:

$$r(i,j)=\begin{cases}\mathrm{median}(t(i,j))_{3\times3} & d^f(i,j)=0\\ t(i,j) & d^f(i,j)=1\end{cases} \tag{6}$$

其中,$[m,n]=\mathrm{size}(f)$,$i\leqslant m$,$j\leqslant n$,'$\lfloor\ \rfloor$'表示取整运算符,需特别说明的是,如果逐点自适应的滤波窗口是个零矩阵,那么对该点不做滤波处理,直接输出。

为了更加清楚地描述算法,图1给出了算法的流程图。上述所描述的算法是基于逐步开关滤波思想而设计。算法的第一步采用小尺度滤波窗口的中值滤波方法,是依赖于图像在小尺度模块上的灰度值具有较高的相关性,因而采用非噪声点的灰度值来替换噪声点的灰度值。而在去除高浓度噪声时,小尺度滤波窗口中的非噪声点像素个数非常稀疏,而且可能是通过算法第一步各个方向的较远的非噪声点传递过来的,因此需采用均值方法取平均。同时,步骤2中的阈值是通过仿真实验获取一个相对较好的分界值。类似地,在算法步骤3中的阈值也是通过仿真实验获取的一个相对稳定的合理分界值。当然,这些阈值的左右偏差10%噪声浓度时算法也依然非常有效。

## 3 仿真结果和分析

为了检验算法的有效性,采用512×512大小的Lena灰度图像进行仿真实验。滤波结果的评价除了主观的视觉评价之外,还有客观评价。常见的客观评价标准主要有峰值信噪比(PSNR)和绝对均值误差(MAE),除此之外,还有平均相似度测量(MSSIM)[5],分别定义如下:

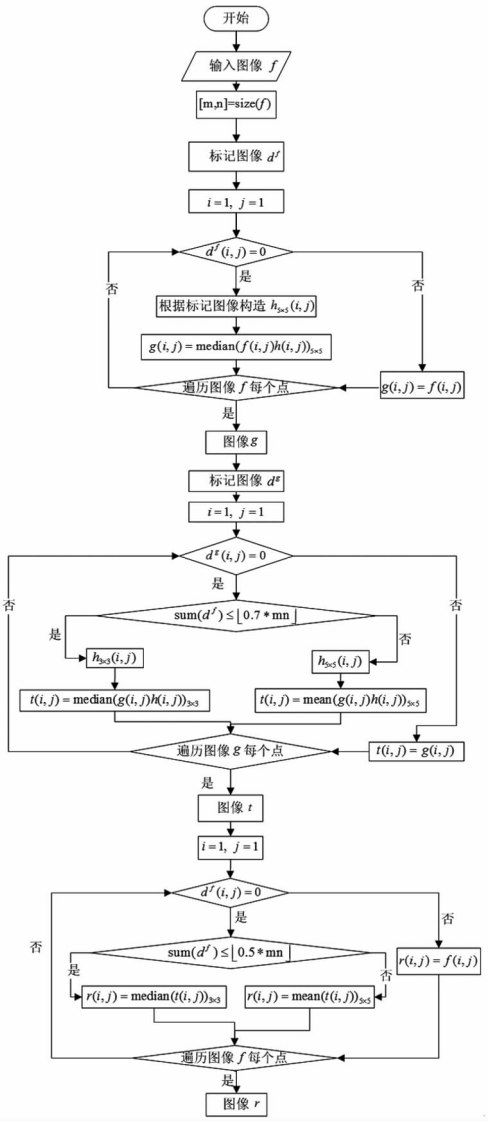


图 1 算法流程图

Fig. 1 The flow chart of algorithm

$$\text{PSNR} = 10\log_{10}\left(\frac{255^2 MN}{\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(o(i,j)-g(i,j))^2}\right) \quad (7)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}|o(i,j)-g(i,j)| \quad (8)$$

$$\text{SSIM}(o_k,g_k) = \frac{(2\mu_{o_k}\mu_{g_k}+C_1)(2\sigma_{o_k g_k}+C_2)}{(\mu_{o_k}^2+\mu_{g_k}^2+C_1)(\sigma_{o_k}^2+\sigma_{g_k}^2+C_2)} \quad (9)$$

$$\text{MSSIM}(o,g) = \frac{\sum_{k=1}^{T}\text{SSIM}(o_k,g_k)}{T} \quad (10)$$

由于仿真实验中,椒盐噪声是随机的,为了验证该算法的有效性,分别选取 20 次仿真结果的平均值作为结果值。表 1、2 和 3 分别表示平均 PSNR 值、平均 MAE 值和平均 MSSIM 值。本文的算法具有最高的 PSNR 值和 MSSIM 值,以及最低的 MAE 值。

表 1 Lena 图像的平均 PSNR 值

Tab. 1 Average PSNR values for Lena image

| 不同方法 | 不同浓度噪声 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 10% | 30% | 50% | 70% | 90% |
| 传统中值 | 35. 12 | 30. 11 | 27. 19 | 18. 03 | 8. 01 |
| IMF[3] | 39. 31 | 32. 23 | 30. 52 | 27. 96 | 25. 91 |
| SNLM[6] | 39. 22 | 34. 99 | 31. 84 | 27. 39 | 23. 06 |
| DNLM[5] | 41. 92 | 36. 76 | 32. 50 | 27. 42 | 25. 11 |
| LMMF[7] | 42. 91 | 36. 23 | 32. 25 | 29. 03 | 23. 35 |
| 本文方法 | 45. 21 | 38. 42 | 34. 96 | 31. 26 | 28. 35 |

表 2 Lena 图像的平均 MAE 值

Tab. 2 Average MAE values for Lena image

| 不同方法 | 不同浓度噪声 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 10% | 30% | 50% | 70% | 90% |
| 传统中值 | 1. 30 | 2. 98 | 4. 74 | 8. 49 | 35. 90 |
| IMF[3] | 1. 97 | 2. 59 | 3. 38 | 3. 79 | 5. 81 |
| SNLM[6] | 0. 52 | 1. 56 | 2. 96 | 5. 59 | 11. 21 |
| DNLM[5] | 0. 28 | 0. 90 | 2. 10 | 4. 82 | 7. 47 |
| LMMF[7] | 0. 31 | 0. 83 | 1. 68 | 3. 04 | 10. 24 |
| 本文方法 | 0. 21 | 0. 75 | 1. 45 | 2. 83 | 4. 51 |

表 3 Lena 图像的平均 MSSIM 值

Tab. 3 Average MSSIM values for Lena image

| 不同方法 | 不同浓度噪声 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 10% | 30% | 50% | 70% | 90% |
| 传统中值 | 0. 9662 | 0. 9117 | 0. 8590 | 0. 7796 | 0. 4214 |
| IMF[3] | 0. 9592 | 0. 9332 | 0. 9051 | 0. 8881 | 0. 8241 |
| SNLM[6] | 0. 9701 | 0. 9478 | 0. 9212 | 0. 8514 | 0. 4423 |
| DNLM[5] | 0. 9917 | 0. 9735 | 0. 9389 | 0. 8559 | 0. 8110 |
| LMMF[7] | 0. 9826 | 0. 9745 | 0. 9504 | 0. 9112 | 0. 7173 |
| 本文方法 | 0. 9945 | 0. 9785 | 0. 9578 | 0. 9292 | 0. 8809 |

除了滤波结果的客观评价之外,为了更加直观显示本文方法的滤波效果,图 2 表示不同滤波方法对噪声浓度为 90% 的 Lena 图像滤波的滤波结果。从图 2 可以看出,传统中值滤波器无法有效去除噪声;采用 DNLM 滤波方法的结果图像在边缘上存在一些小小的毛刺;采用 SNLM 滤波方法的滤波结果图上像是覆盖着一层模糊层,这是由于采用过大的 15 ×15 的滤波窗口子图像块对比,容易造成模糊效应;采用 LMMF 滤波方法的滤波结果图边缘存在大量毛刺;采用 IMF 滤波方法的滤波结果图看似和本文方法的结果非常接近,但仔细观察,会发现在图像的边缘等细节方面,本文方法的细节信息保留效果更好,比如 Lena 图像的鼻孔部位,本文方法可清晰看到 Lena 的鼻孔,而 IMF 滤波结果图中的鼻孔被填平了,丢失了原有的细节信息。因此,本文算法比其他方法具有更好的滤波效果。

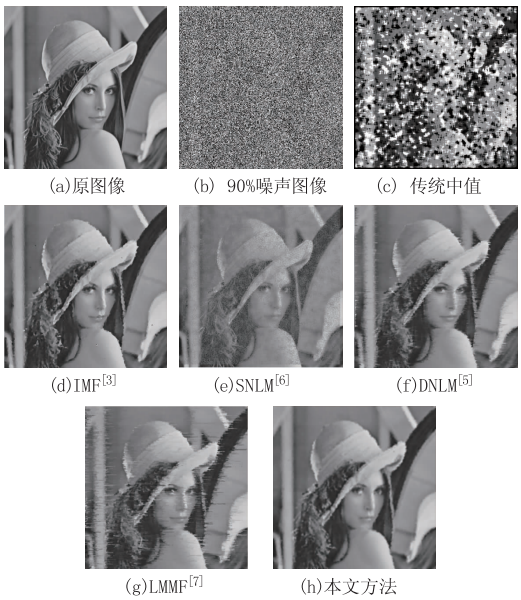


图 2 噪声浓度为 90% 的 Lena 图像滤波结果

Fig. 2 Filtering results of 90% densities noise Lena image

一种实用的滤波方法,不仅要有好的滤波效果,同时还须具备较快的运算速度。仿真实验平台是 MS Window XP 系统,Intel corei3 2.8 GHz 和 4 GB 内存的计算机,以及使用 MATLAB2013a 软件平台。表 4 给出了不同滤波方法的处理时间。从表 4 可知,虽然传统中值滤波器处理时间最短,但传统中值滤波器的滤波效果并不理想。本文方法具有较短的处理时间。

表 4 不同方法的运算时间

Tab. 4 Computation time for different methods (s)

| 不同方法 | 不同浓度噪声 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 10% | 30% | 50% | 70% | 90% |
| 传统中值 | 0.01 | 0.01 | 0.01 | 0.02 | 0.03 |
| IMF[3] | 8.15 | 8.62 | 21.56 | 33.52 | 34.98 |
| SNLM[6] | 151.16 | 357.12 | 512.12 | 780.25 | 925.54 |
| DNLM[5] | 79.15 | 79.35 | 93.41 | 97.15 | 98.45 |
| LMMF[7] | 3.81 | 9.34 | 12.24 | 16.72 | 19.75 |
| 本文方法 | 0.23 | 2.03 | 4.71 | 6.62 | 7.41 |

## 4 结 论

根据椒盐噪声的特点,设定了简单的噪声检测算子,并根据噪声检测结果构造了自适应的滤波窗口,采用中值和均值滤波器相结合的逐步开关滤波方法,不仅有效地去除了高浓度噪声并能很好地保留了图像的细节信息。算法虽然采用简单的噪声检测算子可能存在噪声误检问题,但对于高浓度椒盐噪声污染图像而言,噪声误检问题对去除椒盐噪声的影响变得微乎其微。并且,小尺度滤波窗口里图像灰度具有高度相关性。在滤波算法中采用小尺度的滤波窗口,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。通过仿真和主客观的评价,验证了本文滤波算法的有效性。所提出的自适应滤波方法简单易懂,而且具有较短的处理时间。

## 参考文献:

[1] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing, (3rd edn)[M]. NJ: Pearson Education Inc, 2008.

[2] Ibrahim H, Kong N S P, Ng T F. Simple adaptive median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2008, 54(4): 1920 – 1927.

[3] Wang S S, Wu C H. A new impulse detection and filtering method for removal of wide range impulse noises[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(9): 2194 – 2202.

[4] Ibrahim H. Adaptive switching median filter utilizing quantized window size to remove impulse noise from digital images[J]. Asian Transactions on Fundamentals of Electronics, Communication and Multimedia, 2012, 2(1): 1 – 6.

[5] Zhang X M, Zhan Y, Ding M Y, et al. Decision – based non-local means filter for removing impulse noise from digital images [J]. Signal Processing, 2013, 93 (2): 517 – 524.

[6] Nasri M, Saryazdi S, Nezamabadi-pour H. SNLM: A switching non-local means filter for removal of high density salt and pepper noise [J]. Scientia Iranica, 2013, 20 (3): 760 – 764.

[7] Utaminingrum F, Uchimura K, Koutaki G. High density impulse noise removal based on linear mean-median filter [C]// Frontiers of Computer Vision, (FCV), 2013 19th Korea-Japan Joint Workshop on, IEEE, 2013: 11 – 17.

[8] LI Zuoyong, TANG Kezong, HU Jinmei, 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)
李佐勇,汤可宗,胡锦美,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.

[9] KONG Yongqi, PAN Zhigeng. Salt and pepper noise filtering algorithm based on local border gray – scale differences[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(3): 249 – 256. (in Chinese)
孔勇奇,潘志庚. 沿边局部灰度差分椒盐噪声滤波[J]. 中国图象图形学报,2013,18(3):249 – 256.

[10] HE Haiming, QI Donglian, ZHANG Guoyue, et al. Fast and efficient mean filtering algorithm for removing the salt and pepper noise[J]. Laser & Infrared, 2014, 44(4): 469 – 472. (in Chinese)
何海明,齐冬莲,张国月,等. 快速高效去除图像椒盐噪声的均值滤波算法[J]. 激光与红外,2014,44(4): 469 – 472.

[11] CHANG Danhua, YANG Fengming, ZHAO Guoli, et al. Salt and pepper noise filtering algorithm based on two stage noise detection[J]. Laser & Infrared, 2012, 42(1): 100 – 104. (in Chinese)
常丹华,杨峰明,赵国立,等. 基于二级检测的椒盐噪声滤除算法[J]. 激光与红外,2012,42(1):100 – 104.