第38卷 第18期
Vol.38 No.18

计 算 机 工 程
Computer Engineering

2012年9月
September 2012

·图形图像处理·

文章编号：1000—3428(2012)18—0207—04 文献标识码：A 中图分类号：TP391.41

一种新的高密度椒盐噪声滤波算法

朱士虎，黄 智

(徐州师范大学物理与电子工程学院，江苏 徐州 221116)

摘 要：针对现有算法对高密度椒盐噪声滤波不足的问题，提出一种新的高密度椒盐噪声滤波算法。通过噪声检测将含噪图像的像素分为信号点和噪声点，对每一个椒盐像素，计算以该像素为中心的窗口内非椒盐像素中值，信号点则保持其灰度值不变直接输出，重复以上过程，直到没有噪声点被替换。实验结果表明，该算法能在有效去除椒盐噪声的同时保护图像细节，较传统中值滤波及其改进算法有更好的滤波性能。

关键词：高密度噪声；椒盐噪声；中值滤波；噪声检测；噪声滤波

A Novel Filtering Algorithm of High Density Salt and Pepper Noise

ZHU Shi-hu, HUANG Zhi

(School of Physics and Electronic Engineering, Xuzhou Normal University, Xuzhou 221116, China)

【Abstract】Aiming at drawbacks of the poor de-noising capacity for high-density noised images, a novel filtering algorithm of high density salt and pepper noise is proposed in this paper. The algorithm is adopted to separate the pixels in the image into signal pixels and noise pixels. It calculates the median value of the non salt and pepper pixels in the window centered at the current salt and pepper pixel, while signal pixels hold their gray values and be output unprocessed. The steps above are repeated until there is no noise replaced. Experimental results show that the algorithm can suppress noise effectively and preserve the image details. Contrasted to the traditional median filtering algorithm and its improved algorithms, it has better filtering performance.

【Key words】high density noise; salt and pepper noise; median filtering; noise detection; noise filtering

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.18.055

1 概述

图像在成像、传输、存储过程中会引入许多噪声，图像去噪旨在去除噪声的同时，尽可能保留图像细节信息。图像噪声的种类很多，主要有高斯噪声、伽马以及椒盐噪声等。其中，椒盐噪声最为常见，椒盐噪声产生的原因有很多，包括通信系统的故障和缺陷以及传感器本身的局限性，也可能在通信系统的继电器状态改变时产生。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，在图像中形成过亮或过暗的像素点，严重影响图像的视觉质量。

椒盐噪声滤波的传统方法是中值滤波方法[1]。它是一种非线性滤波方法，用像素邻域内灰度的中值来代替该像素的值，对椒盐噪声有较好的抑制作用。但它存在很大的盲目性，对于所有像素点都采用同样的方法，在滤除噪声的同时可能会改变真正像素点的值，引入误差、模糊图像的边缘和细节。若滤波窗口内的噪声点个数大于或等于窗口元素个数的一半时，传统中值滤波就会失效，滤波性能显著下降。基于传统中值滤波的局限性，学者们相继提出中值滤波的诸多改进方法，如椒盐噪声自适应滤波算法[2]、开关中值滤波算法[3]、变分中值滤波算法[4]等，通过对图像像素点的判断，将图像像素分为噪声点和信号点，保持信号点像素值不变，将噪声点进行中值替换，从而减少不必要的细节丢失。自适应中值滤波算法[5]根据噪声干扰程度自适应地调整滤波窗口尺寸的方法，兼顾了噪声抑制和细节保护两方面的性能，但噪声干扰程度不容易判定。改进自适应中值滤波[6]不仅改变窗口尺寸，也改变窗口的形状，更全面地保留了图像的细节和边缘，但是随着窗口尺寸的增加，算法的运算量急剧增大，运算效率降低，不适用于图像的实时处理。

目前消除椒盐噪声的方法存在以下问题[7]：(1)算法中使用过多的参数，而且这些参数的值与图像内容有关，不利于图像的自动处理。(2)计算繁琐、计算时间较长，不能满足图像处理的实时性要求。(3)对高密度污染的图像，去噪效果较差，恢复图像的质量不能得到保证，容易丢失原始图像中过多的细节。为此，本文提出一种新的高密度椒盐噪声滤波算法。

基金项目：国家自然科学基金青年基金资助项目(41104096)；徐州师范大学自然科学基金资助项目(09XLA04)

作者简介：朱士虎(1970－)，男，讲师、硕士，主研方向：形态学图像分析；黄 智，副教授、博士

收稿日期：2011-11-24 **修回日期：**2012-02-03 **E-mail：**zshoo@126.com

2 本文算法

本文算法力求简单、高效、实时性好，尽量不使用参数。算法只针对椒盐噪声灰度图像进行滤波，通常椒盐噪声图像具有如下特性：

(1)图像中只有部分像素受到污染且受污染像素的位置是随机分布的。

(2)受椒盐噪声污染像素灰度值与相邻未受椒盐噪声污染像素灰度值无关，在图像显示时，负噪声点显示为黑色而正噪声点显示为白色。

(3)椒盐噪声的负噪声点和正噪声点出现的概率相等。

依据椒盐噪声的特性，在去噪处理之前，可以将像素点分成噪声点和非噪声点，只对噪声点进行滤波而信号点保持不变，以实现减少系统开销并保护非噪声点的目的。基于这一思想，本文算法分噪声检测和噪声滤波两步进行。

2.1 噪声检测

图像像素点受到椒盐噪声影响后，其灰度值表现为极大值或者极小值。通常，对于 8 bit 的灰度图像，灰度值为 0 和 255 被定义为椒盐像素。在本文中，对于一个图像 X，如果某个像素 $x(i,j)$的灰度值为 0 或者 255，可认为该像素可能是椒盐像素[7]，并且定义标记矩阵 $\boldsymbol{F}$：

$$F_{ij}=\begin{cases}0 & x(i,j)=0\text{ 或 }255\\ x(i,j) & \text{其他}\end{cases} \tag{1}$$

即：$F_{ij}=0$ 表示位于(i,j)的像素 $x(i,j)$可能是椒盐像素，否则像素 $x(i,j)$是非噪声像素。建立标记矩阵的目的是标识出含噪图像中的噪声点，标记矩阵是与含噪图像维数大小相同的矩阵。

2.2 噪声滤波

在噪声滤波时，对信号点本身不做滤波处理，保持其灰度值不变直接输出。由于噪声点参与滤波会造成噪声的集结和传播，因此算法仅利用滤波窗口中的信号点对噪声点进行滤波。因图像像素之间的相关性依赖于像素点的空间位置关系，像素间距离越近，则相关性越高，距离越远则相关性越差。为此，滤波模板选择去心 8-邻域窗口，即：

$$\boldsymbol{h}=\begin{bmatrix}1 & 1 & 1\\ 1 & 0 & 1\\ 1 & 1 & 1\end{bmatrix} \tag{2}$$

该窗口的特点是采用了 8-邻域点的灰度值，舍弃邻域中心的灰度值(邻域中心正对椒盐像素)，尽量发挥每一个邻域点的作用。噪声滤波实现过程如下：

(1)给噪声图像中所有灰度值 $x(i,j)=0$ 或255 的像素点赋予 0，其余像素点灰度值保持不变，得到标记图像 $\boldsymbol{F}$。

(2)将滤波模板 h 在标记图像 $\boldsymbol{F}$ 上由左到右、由上到下漫游遍历整幅图像，对图像灰度值非零像素点不予处理，维持原灰度数值不变。只将模板中心与图像中 $F_{ij}=0$ 的像素点(i,j)位置重合，设滤波模板 h 下对应各像素灰度值组成的矩阵为 $\boldsymbol{w}$。

(3)统计 3×3 滤波窗口 $\boldsymbol{w}$ 内所有 $F_{ij}\neq 0$ 的像素点，假设统计的信号点数目为 $M(0\leqslant M\leqslant 8)$。当 M=0 时，不进行处理，模板中心移到下一个 $F_{ij}=0$ 的像素点；当 M≠0 时，将像素点周围 M 个信号点的灰度值由小到大进行排序。

(4)若 M 为奇数，则将灰度值排序的中值赋给对应模板中心位置的像素；若 M 为偶数，则将排名中间两灰度值的均值取整后赋给对应模板中心位置的像素。

(5)遍历整幅图像后，检测输出图像中是否还有 $F_{ij}=0$ 点。如果存在噪声点，即将输出图像作为原始输入图像，重复上述运算过程，直至图像中无噪声点则循环结束，并将图像作为整个算法的最终滤波输出。

事实上，第 1 遍滤波时有部分噪声点用 3×3 窗口无法滤波，可以跳过不进行处理，转而处理后面能够用 3×3 窗口滤波的噪声点，把所有能用 3×3 窗口滤波的噪声替换以后，往往这些噪声点就可以用 3×3 窗口进行滤波了[8]。实验结果表明，用 3×3 的滤波窗口进行重复滤波，能够处理掉所有的噪声。但如果图像受噪声污染非常严重，存在噪声团块，运算时间就会相应延长，可以考虑将滤波窗口扩展为 5×5、7×7 进行滤波处理，而当滤波窗口增大时，在去噪性能提升的同时图像细节也会趋于模糊。整个算法流程如图 1 所示。

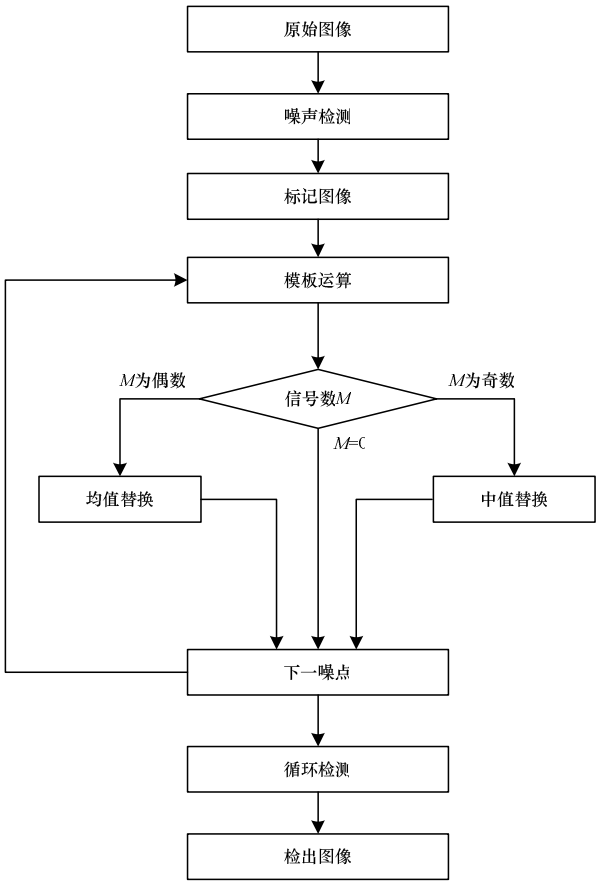


图 1 本文算法流程

2.3 算法示例

图 2 给出一个算法示例。对于图 2(a)矩阵中圆圈所标示的椒盐像素，由于 3×3 窗口即虚线框内全部都是椒盐像

素，根据算法可先不对它直接处理，待周边椒盐像素处理后该椒盐像素就可以进行处理。矩形内噪声像素 255 由 8 邻域 6 个信号像素 {165, 158, 143, 138, 125, 120} 排序后中间两数均值取整 140 替代，矩形内噪声像素 0 由 8 邻域 5 个信号像素 {158, 143, 138, 134, 129} 排序的中间值 138 替代，对其余椒盐像素的处理过程依此类推，处理后的数值如图 2(b)所示。

125	120	143	138	129
138	255	158	0	134
165	0	255	0	255
160	255	0	255	155
174	0	255	255	165

(a)噪声滤波处理前

125	120	143	138	129
138	140	158	138	134
165	158	149	149	165
160	160	153	154	155
174	146	142	154	165

(b) 噪声滤波处理后

图 2　算法示例

2.4　性能分析

对本文算法的性能分析如下：

(1)该算法只对可能的椒盐像素进行处理，而不像传统中值滤波那样，对所有的像素进行处理，因此，待处理的像素减少很多。但当噪声密度增加时，椒盐像素也会增加，算法计算量和计算时间也会相应增加。

(2)该算法延续了中值滤波擅长处理椒盐噪声的特点，又融合了均值滤波的思想，综合 2 种算法的优点，兼顾噪声滤波和细节信息保留。

(3)对某个噪声像素进行滤波处理时，由窗口内的非噪声像素灰度值计算得到的中值、均值将会更接近于原始图像的真实值。

(4)滤波窗口的大小对滤波算法有非常大的影响：若窗口取值较小，能够有效地保护图像细节信息，但去噪效果相对较弱；反之，滤波器的去噪效果较强，而滤波后图像模糊程度则会加大。

(5)该算法不需要人工设置任何阈值参数。

3　实验结果及分析

为验证本文算法的有效性，对 512×512 像素、256 级灰度图像 Man 加不同密度的椒盐噪声，如图 3 所示。



(a)原始图像　(b)含 0.3 椒盐噪声图像　(c)含 0.7 椒盐噪声图像

图 3　待处理图像

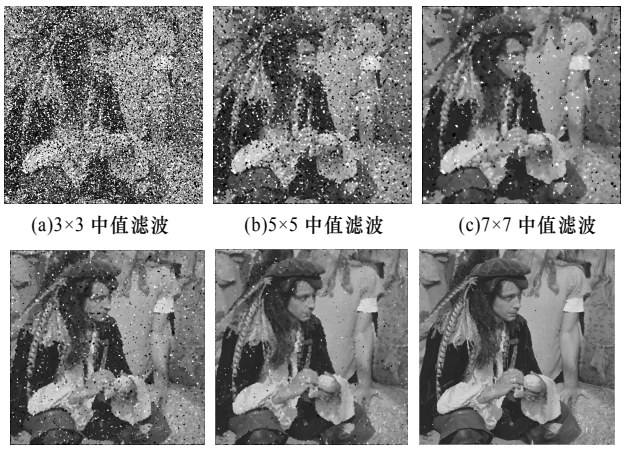
分别使用本文算法与传统中值滤波、自适应中值滤波、改进自适应中值滤波[6]进行比较。在 Pentium4 CPU 2.93 GHz，内存 2 GB，Windows XP 系统，Matlab7.0 平台上进行实验，经测算，原始图像 Man 灰度值范围介于 [38, 241]之间，滤波结果如图 4、图 5 所示。



(a)3×3 中值滤波　(b)5×5 中值滤波　(c)7×7 中值滤波

(d)自适应中值滤波　(e)改进自适应中值滤波　(f)本文算法

图 4　含 0.3 椒盐噪声图像滤波结果



(a)3×3 中值滤波　(b)5×5 中值滤波　(c)7×7 中值滤波

(d)自适应中值滤波　(e)改进自适应中值滤波　(f)本文算法

图 5　含 0.7 椒盐噪声图像滤波结果

3.1　主观比较

可以看出，当噪声密度较小(0.3)时，自适应中值滤波、改进自适应中值滤波和本文算法在滤除掉所有噪声的同时，很好地保持了图像的细节。3×3 中值滤波保持了图像的大量细节，但图像仍有少量噪声。5×5 中值滤波能去掉所有噪声，但平滑了图像的细节。7×7 中值滤波滤除掉噪声也进一步模糊了细节，显然随滤波窗口增大，噪声滤波能力增强，但图像细节也会趋于模糊。当噪声密度较大(0.7)时，自适应中值滤波滤波性能变差，改进自适应中值滤波性能较前者有所改善，本文算法在滤除噪声的同时仍能恢复原始图像信息，而传统中值滤波对高密度椒盐噪声滤波效果都不理想。

3.2　客观比较

为客观地说明本文算法的滤波性能，采用峰值信噪比 (Peak Signal Noise Ratio, PSNR)作为客观评价的尺度，PSNR 值越大，表示恢复图像与原始图像越接近，定义为：

$$P_{\mathrm{PSNR}}=10\lg\frac{M\times N\times 255^2}{\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}[f(m,n)-\hat{f}(m,n)]^2} \tag{3}$$

其中，M、N 表示图像的尺寸；$f(m,n)$ 表示原始图像的灰度值；$\hat{f}(m,n)$ 表示滤波后的图像灰度值。各算法对 2 种噪声密度图像处理后的相关测评参数如表 1 所示。

表 1 测评参数比较

算法	噪声密度为 0.3			噪声密度为 0.7		
	PSNR/dB	方差 σ	处理时间/ms	PSNR/dB	方差 σ	处理时间/ms
3×3 中值滤波	18.71	3.61	43	9.56	3.60	61
5×5 中值滤波	23.60	3.76	72	13.38	3.79	87
7×7 中值滤波	23.16	4.02	89	15.45	4.16	98
自适应中值滤波	26.63	6.37	213	17.64	6.63	328
改进自适应中值滤波	28.75	5.84	324	20.79	6.75	463
本文算法	30.24	3.65	36	23.31	3.87	89

为全面比较算法滤波性能，本文计算 PSNR 的方差和测量算法运行时间，表 1 中 PSNR 与算法处理时间均为平均值，样本值取为 10。可以看出，随着噪声密度的增大，峰值信噪比在减小而处理时间在延长，传统中值滤波性能呈下降趋势，自适应中值滤波及改进类型滤波性能改善明显，但算法越复杂处理时间也会相应延长，这是为提高滤波性能所付出的代价。数据显示本文算法实时性好、滤波性能稳定且有效。

4 结束语

针对当前已经提出的消除椒盐噪声算法的缺陷，如需要设置参数、算法繁琐以及对高密度噪声的图像恢复效果较差等问题，本文给出一种简单高效的算法，该算法不需要人工设置任何参数，便于实现图像的自动处理，具有较好的实时性。实验结果表明，该算法能有效地滤除椒盐噪声并较好地保持图像的细节，尤其当噪声密度较大时，与其他算法相比，更能体现出本文算法的有效性。下一步将研究依据噪声滤波的精度及要求自适应确定循环检测次数，以进一步优化算法，提高运算速度。

参考文献

[1] Tukey J W. Nonlinear Methods for Smoothing Data[C]//Proc. of IEEE Electronics and Aerospace Systems Conference. New York, USA: IEEE Press, 1974: 673-681.

[2] 李晓龙, 王江安, 吴荣华. 基于细节保留的椒盐噪声自适应滤波算法[J]. 红外技术, 2010, 32(3): 129-132.

[3] 陈初侠, 丁 勇, 刘栎莉. 去除椒盐噪声的自适应开关加权均值滤波[J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 210-212.

[4] 孙海英, 李 锋, 商慧亮. 改进的变分自适应中值滤波算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(7): 1743-1747.

[5] 张旭明, 徐滨士, 董世运. 用于图像处理的自适应中值滤波[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(2): 295-299.

[6] 王晓凯, 李 锋. 改进的自适应中值滤波[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(3): 175-176.

[7] 吕宗伟, 唐治德, 周 林, 等. 一种高效快速的高密度椒盐噪声消除算法[J]. 电子学报, 2011, 39(8): 1903-1906.

[8] 黄宝贵, 卢振泰, 马春梅, 等. 改进的自适应中值滤波算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(7): 1835-1837.

编辑 金胡考

(上接第 206 页)

5 结束语

本文通过引入衡量灰度分布情况的特征函数，将 CV 模型中的全局拟合项和 LBF 模型中的局部拟合项相结合，共同引导活动轮廓曲线朝向目标边界运动，从而避免陷于能量泛函的局部极小值。对于灰度分布均匀图像可以选用较大的阈值，使全局拟合项发挥主要作用；对于灰度分布不均匀图像可以选用较小的阈值，使局部拟合项发挥主要作用，此时全局拟合项的作用是引导轮廓曲线防止陷入局部极小值状态。实验表明，该方法不仅能正确分割灰度不均匀图像，而且提高了分割准确性，降低了对初始轮廓的依赖性。为进一步提高本文模型的实用价值，下一步将根据图像的具体信息，对阈值的自适应选择方法进行研究。

参考文献

[1] Kass M, Witkin A, Terzopolos D. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.

[2] Chan T, Vese L. Active Contours Without Edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.

[3] Li Chunming, Kao Chiu-Yen, Gore J, et al. Minimization of Region-scalable Fitting Energy for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.

[4] Wang Li, Li Chunming, Sun Quansen, et al. Active Contours Driven by Local and Global Intensity Fitting Energy with Application to Brain MR Image Segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2009, 33(7): 520-531.

[5] 杨名宇, 丁 欢, 赵 博, 等. 结合邻域信息的 Chan-Vese 模型图像分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(3): 413-418.

[6] Zhang Kaihua, Zhang Lei, Song Huihui, et al. Active Contours with Selective Local or Global Segmentation: A New Formulation and Level Set Method[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4): 668-676.

[7] Wang Xiaofeng, Huang Deshuang, Xu Huan. An Efficient Local Chan-Vese Model for Image Segmentation[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 603-618.

[8] Zhang Kaihua, Song Huihui, Zhang Lei. Active Contours Driven by Local Image Fitting Energy[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.

[9] Mumford D, Shah J. Optimal Approximation by Piecewise Smooth Function and Associated Variational Problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685.

编辑 金胡考