

一种基于噪声拓扑结构的滤波算法

黄文涛 毕笃彦 毛柏鑫 马时平

(空军工程大学工程学院四系, 西安 710038)

摘要 基于脉冲噪声的特点,提出了一种新的非常有效的脉冲噪声的滤波算法。该算法将滤波过程分为两步进行,即第1步对图像的脉冲噪声点进行标识,第2步再对标识的噪声点进行滤波。在第1步这中,充分考虑到脉冲噪声的特点,主要利用了噪声的拓扑连通性;在第2步时,利用噪声点周围非噪声点的信息,来对噪声点进行修复。最后进行了仿真试验,并与传统中值滤波算法和开关中值滤波算法进行了比较,试验表明,在信噪比和细节保留方面,该算法要明显优于它们,特别是对高强度的脉冲噪声也有比较好的效果。

关键词 滤波 脉冲噪声 拓扑连通性

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)09-1105-07

A Filtering Algorithm Based on Topological Structure of Noise

HUANG Wen-tao, BI Du-yan, MAO Bai-xin, MA Shi-ping

(Fourth Department, Engineering College Air Force Engineering University, Xi'an 710038)

Abstract A new efficient approach for the removal of impulse noise is presented based on the characteristic of impulse noise in this paper. The algorithm is composed of two steps. The first step is to identify the impulse noise of image. The following step is to smooth the identified noise pixel, where we take into account the impulse noise characteristic and utilize the topological connectedness of impulse noise. In the second step, using the information around the noise pixel restores the noise pixel. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm is obviously better than traditional median-based filters and switching median filter, and is particularly effective for the cases where the images are very highly corrupted.

Keywords filters, impulse noise, topological connectedness

1 引言

在图像处理中,图像常常要被噪声所污染,脉冲噪声是一种常见的噪声,也是一种比较难滤除的噪声。所谓脉冲噪声(包括正脉冲噪声和负脉冲噪声)也就是随机的白强度值(正脉冲噪声)和黑强度值(负脉冲噪声)。传统的线性滤波器在除去脉冲噪声方面效果很差,而基于次序统计滤波的中值滤波算法^[1]对脉冲噪声却有比较好的滤除效果,并能在滤除噪声的同时,很好地保持图像的边缘。然而,由于中值滤波器的去噪效果需依赖于滤波窗口的大小及参与中值计算的像素点数目,不同大小的滤波

窗口对输出图像的质量有很大影响,即窗口太小,去噪效果不好;窗口太大,又会损失太多的图像细节而造成图像模糊,所以在标准中值滤波算法中,噪声的去除是以图像分辨率的降低为代价的。后来出现了多种基于中值滤波的改进型算法,如加权中值滤波(weighted median filters, WMF)算法^[2],自适应中值滤波(adaptself median filters, AMF)算法^[3],这些算法虽在改善中值滤波器的性能方面做出了有益的探索,但在实际应用中都有各自的局限性,加权中值滤波算法虽提高了细节保护的能力,但去噪效果也受到了影响,而且权值的确定也是一件比较困难的事;文献[3]中的自适应中值滤波算法虽能自适应改变中值滤波器的窗口大小,但是只对同一种脉冲

收稿日期:2003-10-20;改回日期:2005-01-05

第一作者简介:黄文涛(1978~),男,2001年获空军工程大学航空电子工程系学士学位,2004年获空军工程大学工学硕士学位。目前研究方向是视觉计算、图像处理与模式识别。E-mail:skyhwt@yahoo.com.cn

噪声(同为正脉冲噪声或负脉冲噪声)比较有效,而且在噪声强度比较大时,去噪效果也比较差。近些年来又提出了所谓的开关中值滤波算法(switching median filters, SMF)^[4],其在滤除脉冲噪声方面的效果虽有了比较大的改进,但该算法在噪声密度较低时,去噪效果好,但其性能却随着输入图像信噪比的降低而逐步接近标准中值滤波。针对这些问题,本文提出了一种非常有效的脉冲噪声消除算法,该算法充分考虑到脉冲噪声的特点,将滤波过程分为以下两步进行:(1)噪声点的标识;(2)噪声点的修复。由于在噪声点的标识过程中,充分利用了噪声的拓扑连通性,从而有效地减少了运算量,同时本文算法还可以有效地保护图像的细节部分,对噪声密度大时,也可以取得很好的去噪效果。最后与中值滤波算法及开关中值滤波算法进行了仿真比较,结果表明,本文算法去噪效果远优于它们。

2 算法的实现及原理分析

用中值滤波器滤除脉冲噪声,可以获得比较好的效果,但它存在着很大的盲目性,由于它对所有像素点采用同样的方法,其在滤除了噪声的同时,也改变掉了一些非噪声点,因此造成了一些信息的模糊。实际上只需对被噪声污染了的点进行滤波处理,而对未污染的点不滤波,这样就不但可以有效地减少运算量,而且还避免了信息的模糊。基于此,本文将滤波分成以下两步进行:第 1 步,利用噪声点的特点来标识被噪声污染了的点,即进行噪声点的标识;第 2 步,利用噪声点周围未被污染点的信息来修复此点的值,即进行噪声点的修复。

2.1 噪声点的标识

有效准确地标识出噪声点是整个滤波过程的关键,文献[4]中也给出了一种脉冲噪声标识的方法,它是通过中心点的值与其邻域的中值比较,若大于某一阈值,则认为脉冲噪声点,但这个阈值的确定比较困难,而且它还很大程度上影响滤波的效果,虽然还有很多文献中也给出了其他的标识的方法,但都可认为是基于点的标识,这些算法有些时候效果都不理想。下面给出一种方法,它主要从噪声的拓扑连通性来考虑,可认为是一种基于区域的标识方法,其效果要优于点的标识方法。脉冲噪声(正脉冲噪声和负脉冲噪声)在数值上通常表现为很大或很小,但由于数值为很大或很小的像素并不一定就

是噪声点,若将大数值或小数值就认为是噪声点,则会造成很多误判,因此还必须利用噪声的其他特性。

本文算法主要是针对椒盐噪声,即同时有正脉冲噪声和负脉冲噪声的情况,它们的分布是独立的。在噪声密度小时,它们往往表现为孤立点,即几个脉冲噪声点同时在一起的情况很少,特别是同为正脉冲噪声或同为负脉冲噪声时,就可以利用噪声的拓扑连通性来确认噪声点,在噪声密度大时,虽然噪声像素点连通的数量可能很大,但是由于它们的连通像素点所形成的形状往往表现为很不规则,且能形成比较大的规则块状的几率很小,因此可利用这些特点来标识噪声点。下面给出本文的方法,整个过程由以下两步构成:

(1) 基于全局的初步标识过程 先利用全局阈值可将图像分解为正脉冲噪声点的集合和负脉冲噪声点的集合,对于一幅 $M \times N$ 大小的图像,用 I 表示里面的全部像素点集, $I = \{(i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N; M, N \in \mathbf{Z}^+\}$, $x(i, j)$ 表示像素点 (i, j) 位置处灰度值, $S_{\max} = \max\{x(i, j); (i, j) \in I\}$, $S_{\min} = \min\{x(i, j); (i, j) \in I\}$, B_0^+ 和 B_0^- 分别为初步标识后的正负脉冲噪声点的集合,即

$$B_0^+ = \{(i, j) | x(i, j) > S_{\max} - T_1, (i, j) \in I\} \quad (1)$$

$$B_0^- = \{(i, j) | x(i, j) < S_{\min} + T_2, (i, j) \in I\} \quad (2)$$

其中, $T_i (i=1, 2)$ 为选定的阈值, $T_i = (S_{\max} - S_{\min}) \times \xi_i$, $0 \leq \xi_i < 1$, ξ_i 为一个松弛系数,其值可适当取大一些,它的取值跟具体图像的统计特性有关,经试验一般情况下, ξ_i 取 0.02 ~ 0.1 比较合适,这一步的主要目的是确定出可能的噪声点集合,但所确定出的噪声点集合中可能还包括很多非噪声点的区域,需要经过下面的步骤剔除掉这些点;

(2) 基于拓扑连通性检验的标识过程 经过上面的步骤即可得到初步噪声点的标识,但是在有些情况下还会产生很多误判,而将一些非噪声点也当作了噪声点(主要是那些亮度较大或较暗的块状区域或线状区域),下面将从噪声的拓扑连通性来进行再次判断,剔除掉那些误判点,其基本思想是通过分别考查初步标识出的正脉冲点集 B_0^+ 和负脉冲点集 B_0^- 中元素的连通性来进行剔除,若互相连通的元素超过一定数量,则认为这些点不是噪声点。为叙述方便,首先给出以下几个定义:

定义 1^[5] 对于给定的指标集 $\lambda_1 = \{1, 2, \dots, L_1\}$, $\lambda_2 = \{1, 2, \dots, L_2\}$, $L_1, L_2 \in \mathbf{Z}^+$, \mathbf{Z}^+ 为正整数集合。设 $N = \{N_{i,j} | N_{i,j} \subset \lambda_1 \times \lambda_2, i \in \lambda_1, j \in \lambda_2\}$ 为一集

族,如果集族 N 满足 $(i, j) \notin N_{i,j}$, 且当 $(i_1, j_1) \in N_{i_2, j_2}$ 时有 $(i_2, j_2) \in N_{i_1, j_1}$, 则称 N 为 $\lambda_1 \times \lambda_2$ 上的邻域系, $N_{i,j}$ 称为 (i, j) 的邻域, 称 $(i_1, j_1), (i_2, j_2)$ 互为邻点。

最常用的邻域系有两种, 即通常的 4 邻域和 8 邻域, 本文选用 8 邻域。

定义 2 设 $N = \{N_{i,j} | N_{i,j} \subset \lambda_1 \times \lambda_2, i \in \lambda_1, j \in \lambda_2\}$ 为一 8 邻域系, $L_1, L_2 \in \mathbf{Z}^+$, 指标集为 $\lambda_1 = \{1, 2, \dots, L_1\}, \lambda_2 = \{1, 2, \dots, L_2\}, I = \{(i, j) | (i, j) \in \lambda_1 \times \lambda_2\}, M, Q \subset I, M \neq \emptyset$, 若满足以下条件(1), 则称集合 M 为连通集:

(1) 任意 $p, q \in M$, 则 p, q 连通, 即存在路径点集 $\rho = \{p = p_0, p_1, \dots, p_n = q\} \subset M$, 其中 $p_i, p_{i+1} (i = 0, 1, \dots, n-1)$ 互为邻点或 $p_i = p_{i+1}$, 即当 M 为单点集时, $p = q$, 则 $\rho = \{p = q\}$; 若还满足以下条件:

(2) $M \subset Q$;

(3) 任意 $l \in M$, 若 $\hat{l} \in Q$ 为 l 的邻点, 则 $\hat{l} \in M$;

(4) 任意 $r \in Q - M$, 若 $\hat{r} \in Q$ 为 r 的邻点, 则 $\hat{r} \in Q - M$;

则称 M 为 Q 的连通块。

定义 2 说明了连通块内的任何两点都是连通的, 且任何不属于连通块内的点都不与连通块内的点连通; 由定义 2 还易知, 若 M_1, M_2 为 Q 的两个连通块, 则 $M_1 \cap M_2 = \emptyset$; 若 Q 为连通集, 则 Q 为自身 (Q) 的连通块; Q 为其所有连通块 M_1, M_2, \dots, M_n 的和集, 即 $Q = M_1 + M_2 + \dots + M_n$ 。 Q 中求取连通块的方法为

① 初始化 $i = 1$;

② 若集合 $Q = \emptyset$ (\emptyset 为空集), 则算法结束; 否则取出一一点 $g \in Q$, 令 $m = g$, 将其归为一类, 记为集合 $M_i = \{g\}$, 令 $i = i + 1, Q = Q - M_i$;

③ 以元素 m 为中心, 找出其所有在集合 Q 中的邻点 r_1, r_2, \dots, r_n , 记为集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$, 若 $R = \emptyset$, 则继续步骤④; 否则令 $M_i = M_i + R$, 并将 r_1, r_2, \dots, r_n 标记为未扩展点, 将 g 标记为已扩展点, 令 $Q = Q - R$;

④ 扫描 M_i 中未扩展点, 若全部为已扩展点, 则返回步骤②; 否则从中取出一一点 $g \in M_i$, 令 $m = g$, 返回步骤②。

定义 3 设 $N = \{N_{i,j} | N_{i,j} \subset \lambda_1 \times \lambda_2, i \in \lambda_1, j \in \lambda_2\}$ 为一 8 邻域系, $L_1, L_2 \in \mathbf{Z}^+$, 指标集为 $\lambda_1 = \{1, 2, \dots, L_1\}, \lambda_2 = \{1, 2, \dots, L_2\}, I = \{(i, j) | (i, j) \in \lambda_1 \times \lambda_2\}, M \subset I$, 设 $t \in M$, 若 t 的任意邻点 $\hat{t} \in M$, 则 t 称为 M 的内点, 否则 t 称为 M 的边缘点; M 所有内点

组成的集合 $K^{(1)}$ 称为集合 M 的(一阶)核, $K^{(1)}$ 的核 $K^{(2)}$ 称为 M 的二阶核, $K^{(n-1)}$ 的核 $K^{(n)}$ 称为 M 的 n 阶核; 由所有与核 $K^{(1)}$ 中的边缘点互为邻点且为 M 的边缘点的点所组成的集合称为 $K^{(1)}$ 的核廓。

如图 1 所示, 由灰色点组成的集合 H 有两个连通块, H 的核为 $\{n_6, n_7\}, \{n_1, n_2, n_3, n_4, n_5, n_8, n_9, n_{10}, n_{11}, n_{12}\}$ 为其核廓, 由上面论述可以看出, 只有呈比较大的块状结构的连通块才有核。集合 M 的核和核廓可以用形态学^[6]的方法来提取, M 的一阶核 $K^{(1)} = M \ominus A = \{x | x + a \in M, a \in A\}$, 其中结构元素集合 A 是中心在原点, 窗宽为 3×3 的矩形窗口元素的集合; 核廓 $G = K^{(1)} \oplus A - K^{(1)} = (M \oplus A) \oplus A - M \oplus A$, 其中 $K^{(1)} \oplus A = \{x | x = k + a, k \in K^{(1)}, a \in A\}$, 用同样的方法可提取 n 阶核和其核廓。

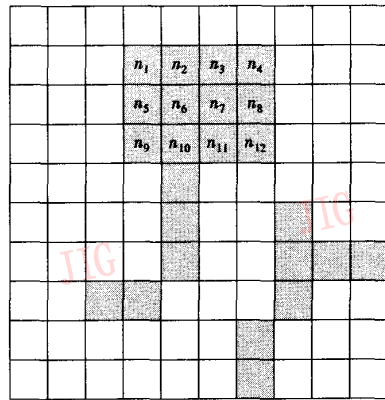


图 1 集合 A 的两个连通块

Fig. 1 Two connected blocks of the aggregate A

设 $M_j^+ (j = 1, 2, \dots, n), M_j^- (j = 1, 2, \dots, m)$ 分别为正脉冲点集 B_0^+ 和负脉冲点集 B_0^- 的连通块, 且 $B_0^+ = M_1^+ + M_2^+ + \dots + M_n^+, B_0^- = M_1^- + M_2^- + \dots + M_m^-$. 令 $|\cdot|$ 表示集合 \cdot 的集势, 即集合 \cdot 中元素的数量。设定一阈值 \hat{T} , 若 $|M_j^+| \geq \hat{T} (|M_j^-| \geq \hat{T})$, 则认为 $M_j^+ (M_j^-)$ 不属于噪声集, 重置 $B_0^+ = B_0^+ - M_j^+ (B_0^- = B_0^- - M_j^-)$, 考察完 $B_0^+ (B_0^-)$ 中所有的连通块 $M_j^+ (M_j^-)$ 后, 就可得到最终噪声点的集合 $B = B_0^+ + B_0^-$ 。其中阈值 \hat{T} 可随噪声的密度增大而适当增大, 经实验, 一般情况下阈值 \hat{T} 取 10 ~ 30 效果比较好, 但是若噪声密度比较大, 占了大多数时, 即 $|B| (|B| = |B_0^+ + B_0^-|) > \alpha |I| (0 < \alpha < 1, \alpha$ 一般在 0.5 左右), 根据以上步骤来检验标识噪声还是容易产生误判。这时, 由于噪声点连通的数目

可能很大,因而不能直接用上面的方法。考虑到噪声点虽然连通的点数很大,但由于成块状的几率很小,若成很大的块状结构,则可能就不是噪声点,可以通过考察它的核的连通性来判断。噪声标识的步骤如下:

①给定阈值 $T_i (i=1,2), A^+ = \emptyset, A^- = \emptyset$, 计算 B_0^+ 和 B_0^- , $B = B_0^+ + B_0^-$;

②计算 $|B|, |I|$, 设定阈值 \hat{T} , 若 $|B| < \alpha |I|$, 则进行步骤③, 否则即进行步骤④;

③计算 B_0^+, B_0^- 中的连通块 $M_{B,i}^+ (i=1,2,\dots,n), M_{B,j}^- (j=1,2,\dots,m)$, 若 $|M_{B,i}^+| \geq \hat{T}, |M_{B,j}^-| \geq \hat{T}$, 则 $B_0^+ = B_0^+ - M_{B,i}^+, B_0^- = B_0^- - M_{B,j}^-$, 转至步骤⑥;

④分别计算 B_0^+, B_0^- 的核 $K^+ = B_0^+ \odot C, K^- = B_0^- \odot C$, 其中 C 为中心在原点, 窗宽为 3×3 的矩形结构元素;

⑤计算 K^+, K^- 中的连通块 $M_{K,i}^+ (i=1,2,\dots,\hat{n}), M_{K,j}^- (j=1,2,\dots,\hat{m})$, 若 $|M_{K,i}^+| \geq \hat{T}, |M_{K,j}^-| \geq \hat{T}$, 则 $A_0^+ = A_0^+ - M_{K,i}^+, A_0^- = A_0^- - M_{K,j}^-$; 设集合 Q^+, Q^- 分别为 B_0^+, B_0^- 的边缘点集, 且其中的任意点都为 A^+, A^- 中边缘点的邻点, 即为 A^+, A^- 的核廓, $Q^+ = A^+ \oplus C - A^+, Q^- = A^- \oplus C - A^-$; 令 $A^+ = A^+ + Q^+ = A^+ \oplus C, A^- = A^- + Q^- = A^- \oplus C$; $B_0^+ = B_0^+ - A^+, B_0^- = B_0^- - A^-$;

⑥ $B = B_0^+ + B_0^-$, 算法结束。

上面的阈值 \hat{T} 可以根据噪声的情况来动态地设定, 步骤④, 步骤⑤是在噪声密度比较大时, 通过考查 B_0^+, B_0^- 的核的连通性来决定是否是噪声, 只有那些呈比较大的块状结构的区域的核的连通块的数量才比较大, 这样就排除掉了由于噪声密度大而产生的影响, 另外, 也可以考查它的 n 阶核的连通性。

2.2 噪点的修复

在滤波时, 只需要对噪声点的集合 B 中的元素进行处理, 而对其他的点不处理。设 $(m,n) \in B$, $W_{m,n}^{(k)}$ 表示以 (m,n) 为中心, 大小为 $(2k+1) \times (2k+1)$ 的窗口所包括的点集, $O_{m,n}^{(k)} = W_{m,n}^{(k)} \cap (I - B)$ 表示窗口内未被噪声污染的点集, 则噪点的修复过程可表示为下面的步骤:

①赋初值 $k=1, B_0 = B$;

②若 $B_0 = \emptyset$, 则算法终止, 否则从 B_0 中取一点 (m,n) ;

③计算 $O_{m,n}^{(k)} = W_{m,n}^{(k)} \cap (I - B)$;

④计算 $|O_{m,n}^{(k)}|$, 若 $|O_{m,n}^{(k)}| = 0$, 则 $k = k + 1$, 返回步骤③, 否则进行步骤⑤;

⑤ $x(m,n) = \text{Median}\{x(i,j) \mid (i,j) \in O_{m,n}^{(k)}\}$, $B_0 = B_0 - \{(m,n)\}$, 返回步骤②。

其中, $\text{Median}\{\}$ 表示中值操作算子:

$$\text{Median}\{x_1, x_2, \dots, x_n\} = \begin{cases} x_{k+1} & \text{if } n = 2k + 1 \\ \frac{x_k + x_{k+1}}{2} & \text{if } n = 2k \end{cases} \quad (3)$$

$$x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$$

上面的中值滤波只利用了噪声点邻域中未被噪声污染点的值来进行中值滤波操作输出, 并先从最小的 3×3 窗口开始, 若里面全为噪声点, 则扩大窗口。

3 仿真结果及分析比较

本文以一幅 $256 \times 256 \times 8\text{bit}$ 的 Baboon 灰度图为例进行了实验仿真, 并与标准中值滤波器 (median filter, MF) 和开关中值滤波算法进行了比较。每次实验随机加入密度不同的椒盐噪声 (正脉冲噪声和负脉冲噪声各含一半), 滤波效果以图像的信噪比为衡量标准。用 $[s(i,j)]$ 表示原始图像, $[x(i,j)]$ 表示加噪输入图像, $[y(i,j)]$ 表示输出图像, 则输入图像信噪比 SNR 为

$$\text{SNR}_{\text{in}} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i,j} s^2(i,j)}{\sum_{i,j} (s(i,j) - x(i,j))^2} \right] \quad (4)$$

输出图像信噪比 SNR 为

$$\text{SNR}_{\text{out}} = 10 \lg \left[\frac{\sum_{i,j} s^2(i,j)}{\sum_{i,j} (s(i,j) - y(i,j))^2} \right] \quad (5)$$

表 1 是加入密度不同的椒盐噪声后, 用标准中值滤波器 (分别采用 3×3 和 5×5 大小的窗口) 与开关中值滤波算法 (采用 5×5 大小的窗口) 和本文的滤波方法滤除噪声后图像的信噪比。

图 2 ~ 图 5 给出了 3 种不同噪声密度下用标准中值滤波算法与开关中值滤波算法和本文的滤波算法的视觉效果比较。

其中, 图 2 为原始图像; 图 3(a) 为加入 20% 椒盐噪声的图像, 图 3(b) 是用窗口大小为 3×3 的标准中值滤波器对其进行滤波输出的结果, 图 3(c) 是用窗口大小为 5×5 的标准中值滤波器对其进行滤波输出的结果, 图 3(d) 是用窗口大小为 5×5 的

表 1 不同密度噪声情况下不同算法滤波后图像的信噪比较

单位: dB

Tab. 1 The compare of SNR of the filter effect in the case of different noises

滤波算法	噪声密度									
	0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
输入图像信噪比	19.69	10.15	7.06	5.37	4.11	3.12	2.34	1.65	1.09	0.57
中值滤波算法(3×3 窗口)	15.4	15.12	14.41	13.17	11.11	8.46	6.47	4.29	2.67	1.23
中值滤波算法(5×5 窗口)	14.73	14.63	14.46	14.30	13.93	12.86	11.12	7.61	4.69	2.03
开关中值滤波算法(5×5 窗口)	18.89	17.33	16.60	15.88	15.05	13.53	11.28	7.72	4.74	2.12
本文方法	30.87	23.88	20.68	18.98	17.53	16.28	15.18	14.08	13.13	11.94



图 2 狒狒原始图像

Fig. 2 The original image of Baboon

关中值滤波器对其进行滤波输出的结果,图 3(e)是用本文的算法对其进行滤波输出的结果,其阈值 $\hat{T} = 10$;图 4(a)为加入 50% 椒盐噪声的狒狒图像,

图 4(b)是用窗口大小为 3×3 的标准中值滤波器对其进行滤波输出的结果,图 4(c)是用窗口大小为 5×5 的标准中值滤波器对其进行滤波输出的结果,图 4(d)是用窗口大小为 5×5 的开关中值滤波器对其进行滤波输出的结果,图 4(e)是用本文的算法器对其进行滤波输出的结果,其阈值 $\hat{T} = 15$;图 5(a)为加入 80% 椒盐噪声的狒狒图像,图 5(b)是用窗口大小为 3×3 的标准中值滤波器对其进行滤波输出的结果,图 5(c)是用窗口大小为 5×5 的标准中值滤波器对其进行滤波输出的结果,图 5(d)是用窗口大小为 5×5 的开关中值滤波器对其进行滤波输出的结果,图 5(e)是用本文的算法器对其进行滤波输出的结果,其阈值 $\hat{T} = 20$ 。在这里统一取 $\hat{T} = (S_{max} - S_{min}) \times \xi_i = (255 - 0) \times 0.05 = 12.75 (i = 1, 2)$ 。



(a) 加入 20% 椒盐噪声的狒狒图像



(b) 3×3 窗口中值滤波结果



(c) 5×5 窗口中值滤波结果



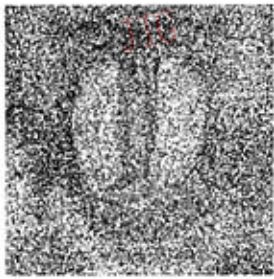
(d) 5×5 窗口开关中值滤波结果



(e) 本文的算法滤波结果

图 3 加入 20% 椒盐噪声的狒狒图像用几种不同算法的滤波结果

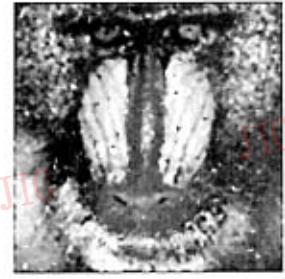
Fig. 3 The results which filter the Baboon images with 20% salt and peper noise by using different algorithms



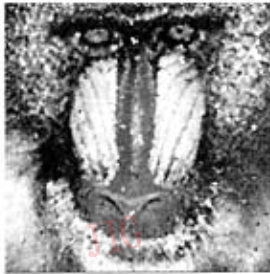
(a) 加入 50% 椒盐噪声的狒狒图像



(b) 3 × 3 窗口中值滤波结果



(c) 5 × 5 窗口中值滤波结果



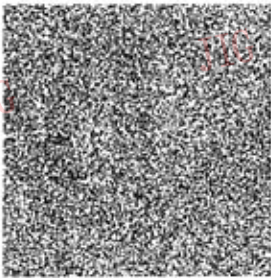
(d) 5 × 5 窗口开关中值滤波结果



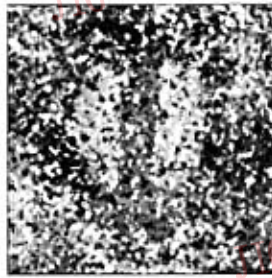
(e) 本文算法的滤波结果

图 4 加入 50% 椒盐噪声的狒狒图像用几种不同算法的滤波结果

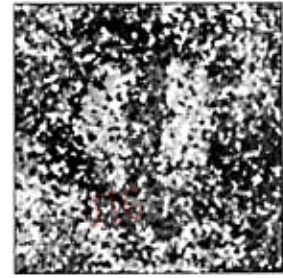
Fig. 4 The results which filter the Baboon images with 50% salt and peper noise by using different algorithms



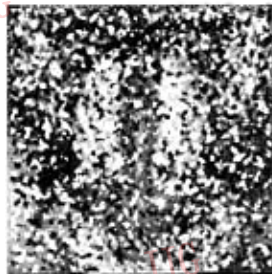
(a) 加入 50% 椒盐噪声的狒狒图像



(b) 3 × 3 窗口中值滤波结果



(c) 5 × 5 窗口中值滤波结果



(d) 5 × 5 窗口开关中值滤波结果



(e) 本文算法的滤波结果

图 5 加入 80% 椒盐噪声的狒狒图像用几种不同算法的滤波结果

Fig. 5 The result which filter the Baboon images with 80% salt and peper noise by using different algorithms

4 结论

从上面论述可以看出,小窗口的标准中值滤波算法保留图像细节的能力比大窗口的标准中值滤波算法要强,但去噪效果不如大窗口的标准中值滤波算法,开关中值滤波算法保留细节要比标准中值滤波算法强,其滤波效果在噪声密度比较低时,要比标准中值滤波算法好,而且随噪声密度增加逐渐其滤波效果和标准中值滤波算法相当。但是它们无论在滤波效果和细节保留方面都不如本文算法的滤波效果,而且本文的算法对高密度的脉冲噪声的滤除效果也比较好,而标准中值滤波算法和开关中值滤波算法却远远不如本文算法的滤波效果。由于本文的算法在第1步噪声标识时,主要只是对一些集合进行一些简单的运算,而且第2步进行噪声修复时,也只是对其中的一部分点操作,因而这步运算量是比较少的,但随着噪声密度的增加,运算量也增加,这也是符合实际的,在低密度噪声时,运算量比标准中值滤波算法还要少。整个算法的运算量主要集中在第1步噪声标识时的基于拓扑连通性检验的标识过

程中,这和噪声密度大小有关,其运算量随着噪声密度增加也增加。

参考文献(References)

- 1 Nodes A, Gallagher N C. Median filters: Some modifications and their properties [J]. IEEE Transactions Acoustics Speech, Signal Processing, 1982, 30(5): 739 ~ 746.
- 2 Yin L, Yang R, Gabbouj M. Weighted median filters: A tutorial [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems- II: Analog and Signal Processing, 1996, 43(3): 157 ~ 192.
- 3 Lin Ho-ming, Wilson A N. Median filters with adaptive length [J]. IEEE Transactions on Circuits and System, 1988, 35(6): 675 ~ 690.
- 4 Sun Tong, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing [J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4): 341 ~ 347.
- 5 Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 721 ~ 741.
- 6 Maragos P. A representation theory for morphological image and signal processing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(6): 586 ~ 599.