

去除椒盐噪声的自适应开关加权均值滤波

陈初侠¹, 丁 勇², 刘栋莉¹

(1. 合肥工业大学应用物理系, 合肥 230009; 2. 东南大学国家专用集成电路系统工程技术研究中心, 南京 210096)

摘要:提出一种去除椒盐噪声的自适应开关加权均值滤波算法。该算法采用一种新的噪声检测方法将图像中的像素分为信号点和噪声点, 对检测出的噪声点采用加权均值滤波进行处理, 而信号点保持其灰度值不变直接输出。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:椒盐噪声; 噪声检测; 噪声去除; 自适应开关; 加权均值滤波

Adaptive Switch Weighted Mean Filtering for Salt and Pepper Noise Removal

CHEN Chu-xia¹, DING Yong², LIU Li-li¹

(1. Dept. of Applied Physics, Hefei University of Technology, Hefei 230009;

2. National ASIC System Engineering Research Center, Southeast University, Nanjing 210096)

【Abstract】This paper proposes Adaptive Switch Weighted Mean(ASWM) filtering algorithm for salt and pepper noise removal. A new noise detection method is adopted to separate the pixels in the image into signal pixels and noise pixels. The noise pixels detected are removed by using the signal pixels with the weighted mean filtering, while signal pixels hold their gray values and are output unprocessed. Experimental results show that the algorithm can suppress noise effectively and preserve the image details. Contrasted to the Traditional Median(TM) filtering and its improved algorithms, ASWM has a better filtering performance.

【Key words】salt and pepper noise; noise detection; noise removal; adaptive switch; weighted mean filtering

1 概述

椒盐噪声是由图像传感器、传输信道、解码处理等产生的黑白相间的亮暗点噪声, 会严重影响图像的质量。由于用于工程方面的图像往往对质量要求非常高, 图像的细节应尽可能的完整清晰, 以便进一步对图像进行分割、特征提取等操作, 因此如何有效去除受污染图像的椒盐噪声成为图像处理中一个重要的技术问题。

去除椒盐噪声最常用的是传统中值(Traditional Median, TM)滤波算法, 然而 TM 算法对所有的像素进行统一处理, 不仅改变了噪声点, 也改变了信号点, 造成噪声在邻域传播。为此提出了多种改进算法, 如开关中值(SM)滤波算法^[1]、递进开关中值(PSM)滤波算法^[2]、基于 minmax 算法的改进中值滤波算法^[3]、极值中值(EM)滤波算法^[4]、基于局部极值噪声检测的迭代中值(IFMLED)滤波算法^[5]。这些算法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。SM 算法在噪声密度较低时效果好, 其性能随着输入图像信噪比的降低逐步接近标准中值滤波算法; PSM 算法进行噪声检测时需要先设立一些参数, 对不同图像不具备良好的通用性; minmax 算法虽然在一定程度上减少了误差的传播累积, 但细节的模糊问题并没有得到很好的解决; EM 和 IFMLED 在对噪声进行检测时不能很准确地定位噪声点和信号点, 而且 EM 对检测出的噪声点采用标准中值滤波进行去噪处理, 在图像噪声密度较大时滤波性能大大下降。借鉴开关滤波的思想, 本文提出一种自适应开关加权均值(Adaptive Switch Weighted Mean, ASWM)滤波算法。

2 ASWM 算法原理与实现

本算法只针对椒盐噪声灰度图像进行滤波, 而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(噪声点)灰度值与相邻未受椒盐噪声污染像素(信号点)灰度值无关, 要么远小于周围信号点灰度值(称为负噪声), 要么远大于周围信号点灰度值(称为正噪声)。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。

根据椒盐噪声的特性, 可以通过某种方式把噪声点和信号点区分开, 之后只对噪声点进行滤波而信号点保持不变, 这样的滤波方法相比对图像所有点进行滤波能更好地保留图像细节。基于这一思想, 本算法分噪声检测和噪声滤波 2 步进行, 其基本框架如图 1 所示。

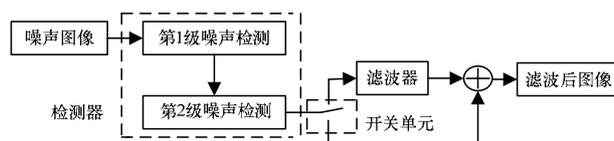


图 1 ASWM 滤波算法框架

基金项目:江苏省专用集成电路设计重点实验室开放课题基金资助项目(JSICK0405)

作者简介:陈初侠(1984 -), 男, 硕士研究生, 主研方向: 数字图像处理; 丁 勇, 副教授、博士; 刘栋莉, 硕士研究生

收稿日期:2009-03-12 E-mail: feng84chen@163.com

2.1 噪声检测

噪声检测是整个算法中十分关键的一步，其目的是尽可能地把噪声点从图像中找出来。一种良好的噪声检测方法应尽可能避免漏检和误检的发生。噪声漏检不仅错误地将噪声点归类为信号点，保留了原本应该被滤除的噪声点，而且使噪声点参与了滤波的过程，影响了周围的像素点，造成噪声的集结和传播，大大地降低了滤波的效果；噪声误检是将信号点误检为噪声点，对不应该滤波的像素进行了滤波，图像因此被平滑，细节不能得到有效的保护。

为实现图像中椒盐噪声点的准确检测，算法先对图像进行第 1 级噪声检测，确定候选噪声点，再对候选噪声点进行第 2 级噪声检测，确定真正的噪声点，目的是降低第 1 级检测中噪声的误检率。具体实现过程如下：

(1) 第 1 级噪声检测

因为椒盐噪声是一系列的黑点或白点，所以噪声点灰度值必定最小或最大。对于一幅大小为 $R \times C$ 的灰度噪声图像 $X[x_{i,j}]$ ，其中， $x_{i,j}$ 表示图像中点 (i, j) 的灰度值，首先搜索出整个图像中的最小灰度值和最大灰度值，分别记为 $\min[x_{i,j}]$ 和 $\max[x_{i,j}]$ ，然后根据 $x_{i,j}$ 与这 2 个值的关系对待检像素 (i, j) 进行分类：若 $x_{i,j} = \min[x_{i,j}]$ ，则将 (i, j) 作为候选负噪声点；若 $x_{i,j} = \max[x_{i,j}]$ ，则将 (i, j) 作为候选正噪声点；否则，判定 (i, j) 为信号点。

在噪声定位过程中，建立一个与 $X[x_{i,j}]$ 大小相等的噪声标记矩阵 $F[f_{i,j}]$ ，用矩阵元 $f_{i,j}$ 表示像素 (i, j) 的噪声污染情况，称为像素 (i, j) 的噪声值。并规定：若 $x_{i,j} = \min[x_{i,j}]$ ，则 $f_{i,j} = -1$ ，表示 (i, j) 是负噪声点；若 $x_{i,j} = \max[x_{i,j}]$ ，则 $f_{i,j} = 1$ ，表示 (i, j) 是正噪声点；否则， $f_{i,j} = 0$ ，表示 (i, j) 为信号点：

$$f_{i,j} = \begin{cases} -1 & x_{i,j} = \min[x_{i,j}] \\ 1 & x_{i,j} = \max[x_{i,j}] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

(2) 第 2 级噪声检测

第 1 级噪声检测所得的候选噪声点只表示像素 (i, j) 是噪声点的可能性，即 $f_{i,j} \neq 0$ 的点不一定是真正的噪声点，因为在一幅图像中确实可能存在一些灰度值为 0 或 255 的信号点。为了减小噪声检测的误检率，本文采用 5×5 大小的窗口进行第 2 级噪声检测。

以 (i, j) 为中心的 5×5 检测窗口内所有像素灰度值构成的集合 $C_{i,j}$ 为

$$C_{i,j} = \{x_{i+s,j+t} \mid -2 \leq s \leq 2, -2 \leq t \leq 2; (i, j) \in X\} \quad (2)$$

对所有满足 $f_{i,j} \neq 0$ 的候选噪声点，将 $C_{i,j}$ 中与 $\min[x_{i,j}]$ 和 $\max[x_{i,j}]$ 都不相等的 K 个像素对应的灰度值组成集合 $D_{i,j}$ ：

$$D_{i,j} = \{f_{i+s,j+t} \mid f_{i+s,j+t} \neq \min[x_{i,j}] \text{ and } f_{i+s,j+t} \neq \max[x_{i,j}], f_{i+s,j+t} \in C_{i,j}\} \quad (3)$$

1) 若 $K = 0$ ，即窗口内的像素均为候选噪声点，则判断窗口内最大像素值个数 $N_{\max[x_{i,j}]}$ 占窗口像素总数的比率

$$p = \frac{N_{\max[x_{i,j}]}}{5 \times 5}, \text{ 如果 } p \leq \frac{3}{4}, \text{ 则 } (i, j) \text{ 为噪声点, 否则为信号点.}$$

2) 若 $K \neq 0$ ，即窗口内存在信号点，则求出 $D_{i,j}$ 中所有像素灰度值的平均值 $\text{mean}(D_{i,j})$ ：

$$\text{mean}(D_{i,j}) = \frac{1}{K} \sum_{f_{i+s,j+t} \in D_{i,j}} f_{i+s,j+t} \quad (4)$$

将满足 $f_{i,j} \neq 0$ 的候选噪声点的灰度值 $x_{i,j}$ 与 $\text{mean}(D_{i,j})$ 进行比较，若两者之差的绝对值超过阈值 T ，则视为真正的噪声点，否则视为信号点，即

$$f_{i,j} = \begin{cases} f_{i,j} & |x_{i,j} - \text{mean}(D_{i,j})| > T \text{ and } f_{i,j} \neq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

对于阈值 T ，本文采用自适应的方法对其进行定义，其值为集合 $D_{i,j}$ 中所有像素灰度值的均方差，即

$$T = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{f_{i+s,j+t} \in D_{i,j}} (f_{i+s,j+t} - \text{mean}(D_{i,j}))^2} \quad (6)$$

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，因此本文仅利用滤波窗口中的信号点对噪声点进行滤波，又因为中值滤波只是取窗口中的中间值，如果仅利用信号点进行滤波，势必会更多地模糊图像细节，所以为了保护图像的细节边缘，充分利用噪声点与信号点之间的距离关系，本文采用了加权均值对噪声进行滤波。对于均值滤波而言，较小的滤波窗口能保留更多的图像细节，在滤波时采用了 3×3 的窗口，滤波模板为

$$h = \frac{1}{12} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

具体实现过程如下：

(1) 为噪声图像中所有 $f_{i,j} \neq 0$ 的像素点灰度值赋予 0，其余像素点灰度值保持不变。

(2) 让滤波模板 h 在噪声图像中漫游，并将模板中心与图像中 $f_{i,j} \neq 0$ 的像素点位置重合，设滤波模板 h 下对应各像素灰度值组成的矩阵为 w 。

(3) 找出 3×3 滤波窗口 w 内所有 $f_{i,j} = 0$ 的像素点，假设找出的信号点数目为 M 。当 $M = 0$ 时，模板中心移到下一个 $f_{i,j} \neq 0$ 的像素点；当 $M \neq 0$ 时，将模板上的各系数与模板下各对应像素的灰度值相乘。

(4) 将所有乘积相加并将其结果 $h \times w$ 赋给图中对应模板中心位置的像素。该噪声点修正后，就将其作为信号点处理：

$$y_{i,j} = \begin{cases} h \times w & f_{i,j} \neq 0 \text{ and } M > 0 \\ x_{i,j} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

$$f_{i,j} = \begin{cases} f_{i,j} & M = 0 \\ 0 & M \neq 0 \end{cases} \quad (8)$$

(5) 求得输出图像 $Y[y_{i,j}]$ 后，检测 $Y[y_{i,j}]$ 中是否还有噪声点。如果 $Y[y_{i,j}]$ 中存在噪声点，即 $\sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C |f_{i,j}| \neq 0$ ，则将图像 $Y[y_{i,j}]$ 作为原始输入图像，即 $X[x_{i,j}] = Y[y_{i,j}]$ 。重复上述求取 $Y[y_{i,j}]$ 的过程，直至 $Y[y_{i,j}]$ 中不包含噪声点，即 $\sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C |f_{i,j}| = 0$ ，则循环结束，并将图像 $Y[y_{i,j}]$ 作为整个算法的最终滤波输出。

3 实验与结果分析

本文以 Lena 图像为例，将 ASWM 与 TM, PSM, IMFLED 在噪声检测能力和滤波性能两方面进行比较。

3.1 噪声检测能力比较

与 TM 滤波不同，PSM, IMFLED, ASWM 都是先确定噪声点然后对其进行滤波的，所以噪声点检测能力的优劣关系到滤波效果的好坏。为比较算法的噪声检测能力，提出以下

4个参数：实际噪声密度，估计噪声密度，漏检率和误检率。其中，估计噪声密度为估计出的噪声点总数与图像总像素之比；漏检率为未被检测出的噪声点个数与图像总像素之比；误检率为被误检的噪声点个数与图像总像素之比。它们之间有如下关系：实际噪声密度=估计噪声密度+漏检率-误检率，漏检率和误检率越小，噪声检测精度就越高，噪声检测能力也越强。

3种滤波方法对应的漏检率和误检率如表1所示，表中数据都是在5×5的检测窗口下进行噪声检测的。由表1可以看出，ASWM和IFMLED算法在漏检率和误检率方面都表现出比PSM更优越的性能，其估计噪声密度基本和实际噪声密度持平。尽管ASWM在噪声密度较高时存在微小的漏检率，但是可以通过调节阈值T得到改善，在误检率方面，ASWM优于IFMLED，更有利于对图像的细节进行保护，由此可见，ASWM算法具有最强的噪声检测能力。

表1 不同噪声密度下3种算法的噪声检测结果

实际噪声密度	估计噪声密度			漏检率			误检率		
	PSM	IFMLED	ASWM	PSM	IFMLED	ASWM	PSM	IFMLED	ASWM
0.099 9	0.099 9	0.117 1	0.099 9	0.006 7	0.000 0	0.000 0	0.006 7	0.017 2	0.000 0
0.198 7	0.191 8	0.204 1	0.198 7	0.013 3	0.000 0	0.000 0	0.006 5	0.005 4	0.000 0
0.300 0	0.286 7	0.301 5	0.300 0	0.020 5	0.000 0	0.000 0	0.007 2	0.001 4	0.000 0
0.400 7	0.380 2	0.401 0	0.400 7	0.028 8	0.000 0	0.000 0	0.008 4	2.899 2 e-004	0.000 0
0.500 3	0.470 9	0.500 3	0.500 2	0.040 4	0.000 0	4.577 6 e-005	0.011 0	3.051 8 e-005	0.000 0
0.599 4	0.553 8	0.599 4	0.599 3	0.063 2	0.000 0	6.103 5 e-005	0.017 6	1.525 9 e-005	0.000 0
0.700 4	0.616 6	0.700 4	0.700 3	0.115 8	0.000 0	6.103 5 e-005	0.032 1	0.000 0	0.000 0
0.798 5	0.631 8	0.798 5	0.797 5	0.213 8	0.000 0	0.001 0	0.047 1	0.000 0	0.000 0

3.2 滤波性能比较

为比较4种算法的滤波性能，采用峰值信噪比PSNR作为客观评价的尺度，PSNR定义为

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{R \times C} \sum_{i=0}^R \sum_{j=0}^C (y_{i,j} - x_{i,j})^2} \quad (9)$$

其中， $x_{i,j}$ 为加噪前原始图像像素灰度值； $y_{i,j}$ 为加噪后经过滤波处理输出的图像像素灰度值。

4种滤波算法PSNR的对比结果如图2所示。可以看出，在相同噪声密度下，ASWM的PSNR较其他3种方法都有不同程度的提高。尽管IFMLED在噪声检测性能上与ASWM相当，但ASWM在噪声滤波方面比IFMLED优越。由此可知，在4种滤波方法中，ASWM具有最佳的滤波性能。

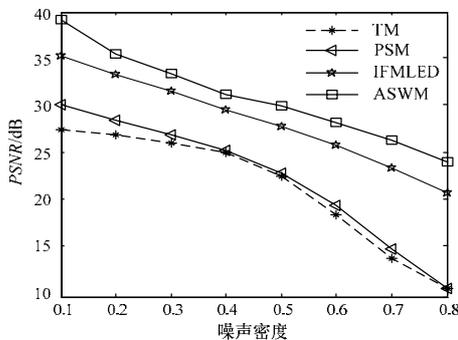


图2 不同噪声密度下4种滤波方法的PSNR

为了更直观地进行算法滤波效果的比较，图3~图6给出了在噪声密度分别为0.2, 0.5, 0.8时4种滤波方法进行滤波后的输出图像。显然，相比于其他算法，本算法无论在高噪声密度还是低噪声密度下都取得了最好的效果，特别是在高密

度噪声下，由于采用均值加权的滤波算法，因此图像效果远胜于采用中值滤波。

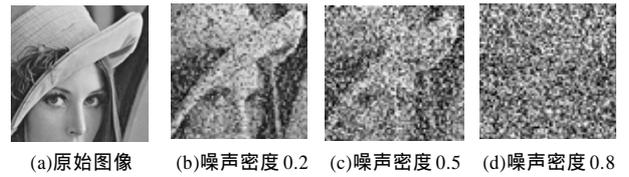


图3 原始Lena图像及其椒盐噪声图像

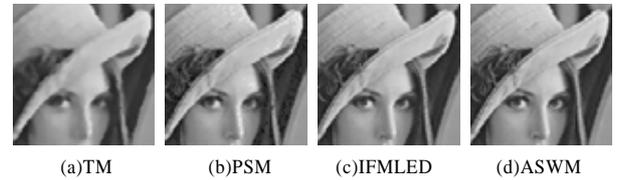


图4 4种算法对图3(b)的滤波结果

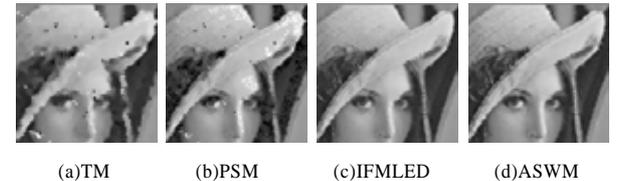


图5 4种算法对图3(c)的滤波结果

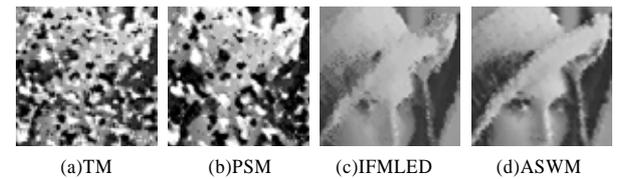


图6 4种算法对图3(d)的滤波结果

4 结束语

本文提出了一种可以在各种噪声密度下去除椒盐噪声的滤波算法，该算法分噪声检测和噪声滤波两步进行。在噪声检测中采用了一种新的方法对噪声进行分级检测，有效降低了漏检率和误检率，为准确定位噪声点提供了保障；在噪声滤波过程中，只对噪声点进行加权均值处理，而保留信号点的灰度值不变。实验结果表明，本算法滤波后的图像不但在滤波性能客观评价指标上明显优于传统中值滤波及其改进算法，而且在主观视觉效果方面也最佳。

参考文献

- [1] Sun Tong, Neuvo Y. Detail-preserving Median-based Filters in Image Processing[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4): 341-347.
- [2] Wang Zhou, Zhang David. Progressive Switching Median Filter for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems: Analog and Digital Signal Processing, 1999, 46(1): 78-80.
- [3] Wang Junhua, Lin Lianda. Improved Median Filter Using Minmax Algorithm for Image Processing[J]. Electronics Letters, 1997, 33(16): 1362-1363.
- [4] 刑藏菊, 王守觉, 邓浩江, 等. 一种基于极值中值的滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(6): 533-536.
- [5] 曲延锋, 徐键, 李卫军, 等. 有效去除图像中脉冲噪声的新型滤波算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(4): 397-401.

编辑 张帆