

# 一种改进的极值均值自适应滤波算法

秦虹, 王耀南, 朱江, 朱惠峰

QIN Hong, WANG Yao-nan, ZHU Jiang, ZHU Hui-feng

湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082

College of Electric and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China

E-mail: qinhong303@163.com

QIN Hong, WANG Yao-nan, ZHU Jiang, et al. Improved adaptive filter based on extremum and mean. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(32): 180-182.

**Abstract:** For keeping the details of an image when removing noise, a novel adaptive filter is proposed. According to whether the gray value of a pixel is its neighborhood extremum, all pixels are divided into two types, doubtful noise and signals. If the center pixel is doubtful noise, the signals, together with the center pixel, are recognized as a new type. By comparing the difference between the median of the signals and the new type with the threshold, it can be decided that if the original gray value should be instead by the median of the signals. The size of the window can change adaptively along with the density of the noise. In simulation experiment, it is proved that the filter has an excellent performance and is more effective than ordinary median filter especially on high noisy rate situations.

**Key words:** non-linear; image restoration; median filter; noise; adaptive

**摘要:** 为了在滤除噪声的同时保持图像细节, 提出了一种新型自适应滤波算法。该算法根据图像中的某点是否为邻域极值点, 将全部像素分为可疑噪声和信号两类, 若中心点属于可疑噪声, 将其并入信号类组成一新类, 并计算其均值与信号类均值的差值, 再通过与阈值比较, 确定是否用信号类的中值取代原噪声图像的值。滤波窗口能根据噪声密度自适应改变大小。实验表明, 该算法具有良好的滤波性能, 尤其在噪声严重时, 效果优于其他中值滤波算法。

**关键词:** 非线性; 图形恢复; 中值滤波; 噪声; 自适应

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.32.057 文章编号: 1002-8331(2009)32-0180-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

## 1 概述

图像在形成、传输、接收和处理过程中, 不可避免会受到噪声的干扰。噪声极大降低了图像质量, 因而如何抑制图像噪声、提高信噪比, 在图像处理中占有重要的地位。中值滤波算法作为一种非线性滤波方法, 既能有效抑制噪声, 又能保护边缘细节, 长期以来得到了足够重视和广泛应用。但是, 标准的中值滤波在滤波时也会改变未受噪声污染的像素的灰度值, 使图像变得模糊。随着滤波窗口的长度增加和噪声污染的加重, 中值滤波效果明显变差。

针对中值滤波方法的缺陷, 目前已提出了一些改进算法, 如开关中值滤波(SM)算法<sup>[1]</sup>、递进开关滤波(PSM)算法<sup>[2]</sup>、Min-max 算法<sup>[3]</sup>、加权中值滤波(WM)算法<sup>[4]</sup>、基于极值和均值(EM)滤波算法<sup>[5]</sup>等, 这些算法的优缺点在参考文献[5]中已有详细理论分析, 并通过实验仿真得出 EM 算法更优的结论, 在此不再重述。近年来, 也有文献提出在 EM 算法的基础上改进的滤波

算法。文献[6]在 EM 算法的基础上通过设定阈值并考虑像素的相关性区分噪声与信号, 该算法中, 滤波窗口设定为  $3 \times 3$  (存在窗口不具有自适应性的缺点), 若像素值是邻域的极值点, 则认为该点是噪声点(这同 EM 算法一样存在误判的可能); 若像素值不是邻域极值点, 再根据像素相关性进一步判断噪声与信号。文献[7]在经典自适应滤波算法的基础上, 利用更大尺寸的二次检测窗口对可疑噪声进行进一步判断, 但计算较复杂。这些算法在改善中值滤波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。

该文在 EM 算法提出的分类思想基础上, 提出基于极值均值的自适应滤波算法, 该算法通过二级决策来确认噪声点, 避免了将信号点误判定为噪声点。经过对受脉冲噪声污染图像处理的比较, 结果表明, 该算法提出的噪声评判标准更符合实际情况, 滤波效果明显优于 EM 算法和传统的中值滤波算法。

**基金项目:** 国家高技术研究发展计划(863)(the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2007AA04244); 高校科技创新工程重大项目(No.706043)。

**作者简介:** 秦虹(1984-), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为数字图像处理, 机器视觉; 王耀南(1959-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为机器视觉, 模式识别与智能系统; 朱江(1979-), 男, 博士研究生, 主要研究领域为机器视觉, 移动机器人导航; 朱惠峰(1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为数字图像处理, 机器视觉。

**收稿日期:** 2008-06-25 **修回日期:** 2008-10-13

## 2 滤波算法

### 2.1 EM 算法介绍

EM 算法基于一种分类的思想,根据图像中某点是否为邻域极值点将全部像素分为噪声与信号两类,对噪声点进行中值滤波,而保持信号点灰度值不变。在一幅图像中,如果某点的灰度值为其邻域的最大或最小值,那么该点为噪声;反之,则为信号。即按式(1)标准对全部像素点分类:

$$x_{ij} \in \begin{cases} N & x_{ij} = \min(W[x_{ij}]), \max(W[x_{ij}]) \\ S & \min(W[x_{ij}]) < x_{ij} < \max(W[x_{ij}]) \end{cases} \quad (1)$$

将滤波后输出图像记为  $y_{ij}$ , 则 EM 算法可用式(2)表示:

$$y_{ij} = \begin{cases} \text{med}(W[x_{ij}]) & x_{ij} \in N \\ x_{ij} & x_{ij} \in S \end{cases} \quad (2)$$

但是这种滤波算法存在误判,很可能把包含图像重要信息的一些边缘点或细节点错误断定为噪声点而将其滤掉,从而造成图像局部细节信息的损失。而且该算法存在滤波窗口不能根据实际需要自动调整大小的问题。

### 2.2 滤波原理

该文算法基于自然图像中邻域点之间存在很大的相关性,即某一点的灰度值与其周围点的灰度值非常接近,而噪声往往以孤立的点的形式出现<sup>[8]</sup>。在一幅图像中,一个像素点的值远大于或小于其邻域值,那么该点应该属于被噪声污染的点。但是一个像素点的值是邻域的最大或最小值,并不足以说明它是噪声点,也有可能是信号点。因此先把此类点列为可疑噪声类,需要引入新的判定规则来确定它是否为真正的噪声点。

将该点加入非极值点组成的集合中,如果新集合的均值与原来非极值点集合的均值相比有个跳跃性变化(即两个均值之差的绝对值大于某个阈值),则表明它远大于或小于其邻域的值,即此点是真正受污染的点;如果它的加入对非极值点集合的均值影响甚微,则表明它接近其邻域的值,即此点是信号点。另外,当噪声密度比较大时,根据上面噪声判定准则被确定为信号点的数目可能会锐减,甚至没有,这时滤波窗口可以自动增大,以适应新的需要。

### 2.3 滤波步骤

设原始图像为  $X$ , 大小为  $M \times N$  ( $M$  为行数,  $N$  为列数), 带有噪声的图像为  $I$ , 滤波后输出图像为  $O$ 。采用该文算法对噪声图像由左至右、由上至下进行处理, 具体步骤如下:

(1) 以噪声图像的像素  $I(i, j)$  为中心选取大小为  $(2K+1) \times (2K+1)$  的滤波窗口, 令  $K$  的初始值为 1 (即  $3 \times 3$  的窗口, 如图 1 实线框包含范围所示), 然后找出窗内具有最大灰度值(记为  $Max$ )和最小灰度值(记为  $Min$ )的点, 并组成可疑噪声集合  $A_{i,j}$ , 其余点组成信号集合  $B_{i,j}$ 。如果  $B_{i,j}$  为空, 则相应扩大窗口尺寸, 令  $K=2$  (即  $5 \times 5$  的窗口, 如图 1 虚线框包含的范围所示); 如果  $B_{i,j}$  仍为空, 则令输出像素点为集合  $A_{i,j}$  的均值(记为  $Mean(A_{i,j})$ ):

$$O(i, j) = Mean(A_{i,j}) \quad (3)$$

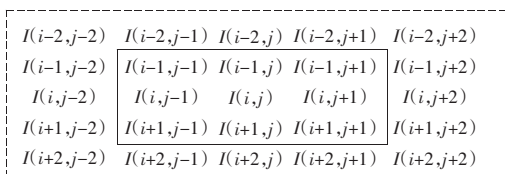


图1 滤波窗口变化

然后,对下一个像素点取窗口计算;否则,从步骤(2)开始

处理。

(2) 如果中心点像素  $I(i, j)$  为信号点集合  $B_{i,j}$ , 不进行处理并返回步骤(1)对下一个像素点计算。如果  $I(i, j)$  属于可疑噪声集合  $A_{i,j}$ , 首先计算集合  $B_{i,j}$  像素点的灰度值的均值, 记为  $Mean(B_{i,j})$ ; 将  $I(i, j)$  与集合  $B_{i,j}$  归为新的一类集合  $C_{i,j}$ , 计算其灰度值的均值, 记为  $Mean(C_{i,j})$ , 并计算两个均值差的绝对值  $d$ 。

$$d = |Mean(C_{i,j}) - Mean(B_{i,j})| \quad (4)$$

(3) 比较  $d$  与设定的阈值  $T$  的大小, 若  $d > T$ , 可断定  $I(i, j)$  为噪声点, 用信号集合  $B_{i,j}$  的中值(记为  $Med(B_{i,j})$ )代替该点的值; 否则  $I(i, j)$  为信号点, 不进行处理。

$$O(i, j) = \begin{cases} Med(B_{i,j}) & d > T \\ I(i, j) & d \leq T \end{cases} \quad (5)$$

阈值  $T$  防止细节点中灰度不连续的像素点误判为噪声点。 $T$  值越小则图像越平滑, 但细节变模糊;  $T$  值越大则细节更清晰, 但同时降低了抑制脉冲噪声的能力。通过实验比较, 阈值  $T$  取值为 2.5~3 较为合适。

对图像中的所有点重复如上步骤, 即可得到输出图像。

## 3 实验结果及分析

在 Matlab 7.0 上, 采用图 2(a) 所示的大小为  $256 \times 256$  个像素、灰度级为 256 的 Lena 经典测试图像进行了仿真实验, 图 2(b) 是加了密度为 0.3 的椒盐噪声的 Lena 图像, 图 2(c) 和图 2(d) 分别为传统的  $3 \times 3$  滤波算法和  $5 \times 5$  滤波算法的输出图像, 图 2(e) 和图 2(f) 分别为 EM 算法和该文算法在阈值  $T=2.5$  时的输出图像。滤波性能用图像的峰值信噪比 (PSNR) 作为滤波性能的评价指标。

$$PSNR = 10 \lg \frac{A^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i, j) - O(i, j))^2} \quad (6)$$

式中,  $I(i, j)$  为原始图像,  $O(i, j)$  为滤波后图像, 图像尺寸为  $N \times M$ ,  $A$  为  $I(i, j)$  中的最大值, 通常取 255。

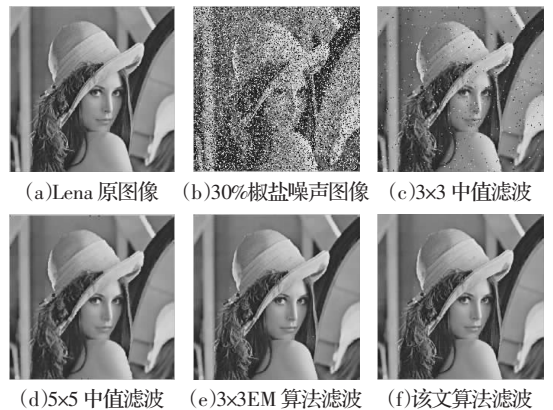


图2 密度为 0.3 椒盐噪声下各算法效果比较

表 1 列出了该文算法与文献[5-7, 9-10]的一些改进中值滤波算法分别对带有密度为 0.2 椒盐噪声的 Lena 图像的处理结果, 可以看出该文提出的滤波算法优于表中的其他算法。

采用传统的  $3 \times 3$  中值滤波算法、 $5 \times 5$  中值滤波算法、 $3 \times 3$  EM 算法、 $5 \times 5$  EM 算法和该文算法分别对随机加有密度为 0.05~0.9 的椒盐噪声的 Lena 图像进行处理, 得到的 PSNR 如表 2 所示。

从表 2 可以看出该文算法优于传统中值滤波算法和 EM

表1 该文算法与其他滤波算法的性能比较

滤波算法	PSNR/dB
Hardie 和 Barner 算法 <sup>[10]</sup> (非循环执行,窗口为 9×9)	31.34
Abreu et al 算法 <sup>[9]</sup> (循环执行, M=1 296)	35.68
EM 算法 <sup>[8]</sup> (窗口为 3×3)	36.15
文献[6]算法(窗口为 3×3)	37.19
文献[7]算法(原始窗口为 3×3,二次检测窗口为 9×9)	37.42
该文算法(T=2.5)	37.90

表2 不同密度椒盐噪声下的 PSNR dB

噪声密度	0.05	0.20	0.40	0.50	0.70	0.90
3×3 中值法	34.41	28.87	18.89	15.34	10.05	6.62
5×5 中值法	30.95	28.88	25.51	22.96	14.16	7.51
3×3EM 算法	38.97	37.19	33.98	31.86	24.24	15.75
5×5EM 算法	38.82	36.60	33.25	32.08	29.32	22.26
该文算法	41.63	37.90	34.47	33.10	30.11	22.35

算法,当噪声密度大于 0.5 时滤波效果更是优于传统中值滤波算法。EM 算法和该文算法不像传统中值滤波算法那样,无条件地对每个像素进行滤波处理,而都采用了噪声判定方法,只对噪声点滤波,避免了不必要的滤波操作和图像的模糊,滤波效果自然得到提高。但是,EM 算法只根据是否为极值的方法来判断噪声点,将噪声点与信号点分别处理,这样会把一些是极值而非噪声的像素点误判为噪声,然后用邻域中值取代了该点灰度值,降低了信噪比。而该文算法的滤波过程在 EM 算法判定噪声标准上,加入第二级决策,通过两次检测来确认噪声点,避免了将信号点误判定为噪声点。因此该文算法的滤波效果优于 EM 算法。

另外,从表 2 还可以看出在噪声密度比较小时 3×3 中值滤波比 5×5 中值滤波效果要好,而噪声密度比较大时则相反。EM 需要根据噪声密度指定窗口大小滤除噪声以获更佳效果,该文的滤波窗口则可以根据实际噪声密度自适应改变,这也是该文算法的滤波效果更好的重要原因。

## 4 结论

基于极值均值的新型自适应中值滤波算法采用两级检测标准对图像中的脉冲噪声点进行检测,根据噪声密度自适应调整滤波窗口的大小,并对检测出的噪声点采用滤波窗口的中值取代。这种处理方法在很大程度上缓和了噪声抑制和细节保护之间的矛盾,使该文算法能在滤除图像噪声的同时很好地保护图像细节,具有更优的综合滤波性能。

## 参考文献:

- [1] Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing[J]. Pattern Recognition, 1994, 15(4): 341-347.
- [2] Wang Zhou, Zhang D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, Analog and Digital Signal Processing, 1999, 46(1): 23-25.
- [3] Wang Jung-hua, Lin Lian-da. Improved median filter using min-max algorithm for image processing[J]. Electronics Letters, 1997, 33(16): 211-215.
- [4] Brownrigg D R K. The weighted median filter[J]. Communication of Association for Computing Machinery, 1984, 27(8): 807-818.
- [5] 邢藏菊, 王守觉, 邓浩江, 等. 一种基于极值中值的新型滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(6): 533-536.
- [6] 李双全, 张宇, 孙广明, 等. 消除椒盐噪声的改进滤波算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(10): 171-175.
- [7] 郭海霞, 解凯. 一种改进的自适应中值滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(7): 1185-1188.
- [8] 王耀南, 李树涛, 毛建旭. 计算机图像处理与识别技术[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001: 77-78.
- [9] Abreu E, Lightone M, Mitra S K. A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. IEEE IP, 1996, 5(6): 1012-1025.
- [10] Hardie R E, Barner K E. Rank conditioned rank selection filters for signal restoration[J]. IEEE IP, 1994, 3(2): 192-206.

(上接 179 页)

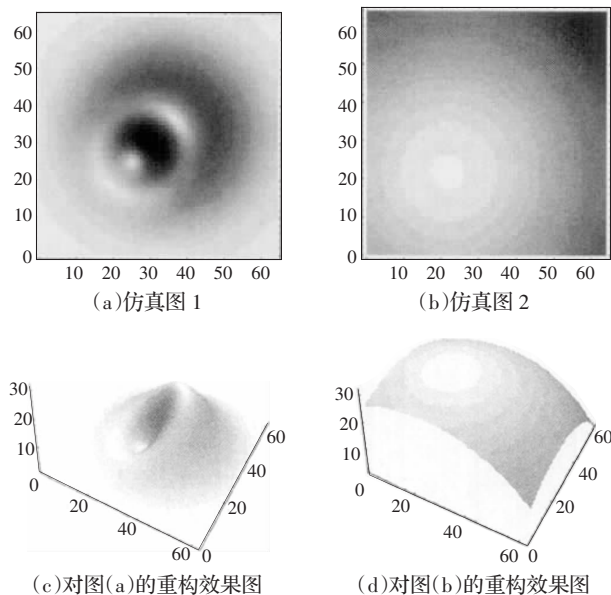


图2 重构图像

波分解后的低频部分采用了基于复 Morlet 小波相位算法,避免了 SFS 问题的一些理想条件。而在图像的高频部分很好地利用了 SFS 最小化方法的优势。实验表明该方法是有效可行的,恢复的误差精度得到提高。此外,实用算法还必须考虑计算复杂性和时间开销,这对于大尺度高分辨率的图像尤为重要,同时小波变换在针对不同图像信号时应考虑小波基的选取问题。

## 参考文献:

- [1] Liao Yi, Zhao Rong-chun. A novel method for solving the shape from shading problem[C]// LNCS 4222: Advances in Natural Computation, 2006.
- [2] Rajabi M A, Rod Blais J A. Improvement of digital terrain model interpolation using SFS techniques with single satellite imagery[C]// Notes in Computer Science, Computational Science, ICCS 2002.
- [3] 郑素珍. 基于小波变换的三维面形测量研究[D]. 成都: 四川大学, 2006.
- [4] 须明, 廖熠, 张艳宁, 等. Shape From Shading 最小化方法分析[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(2): 20-22.