

# 一种基于极值中值的新型滤波算法

邢藏菊 王守觉 邓浩江 罗予晋

(中国科学院半导体研究所神经网络实验室, 北京 100083)

**摘要** 提出了一种新的利用局部统计信息(极值)的自适应中值滤波方法——极值中值滤波算法。该方法可以有效地去除图象中的椒盐噪声,并保留图象的细节。本文首先给出了一个噪声判别标准,然后描述了滤波算法的执行过程,对本算法与标准中值滤波算法,以及近几年出现的几种改进型中值滤波算法进行了分析与对比,最后给出了一组实验数据。实验结果表明,与其他算法相比,本算法执行速度快,去除噪声与保留细节的效果好。

**关键词** 图象增强 中值滤波

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)06-0533-04

## A New Filtering Algorithm Based on Extremum and Median Value

XING Cang-ju, WANG Shou-jue, DENG Hao-jiang, LUO Yu-jin

(Artificial Neural Networks Laboratory, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083)

**Abstract** A new median-based filtering algorithm—extremum median filtering is presented. In order not to perturb the efficient signals as much as possible when the noises are removed, the following approaches are developed in this paper. First, all the pixels are separated into signal pixels and noise pixels according to the decision criterion given in the following; then, noise pixels are replaced with the median value of their neighborhood in the input image. The decision criterion: if a pixel value is the extremum (max or min) of its neighborhood, it is a noise pixel; else, it is a signal pixel. This decision criterion is under such an assumption: inherent relationships exist among neighbor pixels. If a pixel value is far higher or lower than the others' value of its neighborhood are, that is to say, a pixel has lower correlation with its neighbors, we may consider that it had been contaminated with noise. Else, if it is similar to the others, we consider that it represents an effective signal. Experimental results show that the assumption fits the facts quit well. In this paper, attention is focused on filtering of images degraded by "salt and pepper" noises. Examples on images containing  $184 \times 148$  pixels are given. Experimental results show that the EM filtering has better performance than standard median filtering with less subtle details being eliminated. The SNR of the image filtered with EM filter is about 4dB higher than that with median filter. This is because the operation only affects noise pixels and most of the uncontaminated pixels keep intact. Especially, in the case of lower SNR, larger filtering window improves the SNR notably. Median filter is not the case, for the filtering operation blurs the image extremely with the increasing of the filtering window.

**Keywords** Image enhancement, Median filter

## 0 引言

在实际应用中,信号和噪声总是结伴而行。保护

信号与抑制噪声,也就是提高信噪比,一直是图象预处理的热点问题。中值滤波是当前应用最广的抑噪方法之一,然而,中值滤波的去噪效果依赖于滤波窗口的大小及参与中值计算的象素点数目,不同大小

的滤波窗口对输出图象的质量有很大影响. 窗口太小, 去噪效果不好, 窗口太大, 又会损失太多的图象细节, 造成图象模糊, 所以, 在标准中值滤波中, 噪声的去除是以图象分辨率的降低为代价的. 近年来, 出现了多种基于中值滤波的改进型算法. Sun 和 Neuvo 提出了开关中值滤波 (SM) 算法<sup>[1]</sup>, Wang 和 Zhang 在文献[1]的基础上提出了递进开关滤波 (PSM) 算法<sup>[2]</sup>, Wang 和 Lin 提出了 minmax 算法<sup>[3]</sup>, Brownrigg 提出了加权中值滤波 (WM) 算法<sup>[4]</sup>. 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, 其性能随着输入图象信噪比的降低逐步接近标准中值滤波. PSM 算法是循环操作, 执行时间较长, 而且要预先估计参数, 使实时应用受到限制. 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地解决. WM 算法通过加权, 降低了细节的损失, 但其去噪性能也同时下降了. 文献[2]给出了这些滤波方法的性能比较. 由文献[2]可知, 如果不考虑速度, PSM 的效果在以上各种算法中为最优, 而标准中值滤波的速度最快. 本文提出的极值中值滤波法 (EM) 用于滤除椒盐噪声时, 在速度与性能两方面都显示了优势. 在这种方法中, 首先根据判别标准 (是否为极值点) 将全部象素分为两类: 噪声  $N$  与信号  $S$ . 然后, 根据空间相关性将噪声点由该点邻域的中值取代. 本文对椒盐噪声污染的图象进行了实验, 结果表明, 本文提出的判别标准与实际情况符合. EM 算法的执行速度与标准中值滤波相当, 但保留了较多的细节信息, 没有造成图象的模糊. 其滤波效果在输入图象信噪比大于 0 时与 PEM 相当, 但不需迭代, 执行速度提高了若干倍. 在输入信噪比更低的情况下, 只需迭代一次, 就能取得与 PEM 相当的输出效果.

## 2 算法实现与原理分析

设矩阵  $[x_{ij}]$  表示一幅数字化的图象 (其中  $i, j$  表示各点的位置),  $W[x_{ij}]$  表示对图象  $[x_{ij}]$  中的点  $x_{ij}$  做窗口操作,  $\text{med}(W[x_{ij}])$  表示对窗口  $W[x_{ij}]$  内的所有点取中值, 若  $[y_{ij}]$  为图象  $[x_{ij}]$  经过中值滤波后的输出图象, 滤波窗口为  $m \times n$  (其中  $m, n$  为奇整数), 那么

$$y_{ij} = \text{med}(W[x_{ij}]) \quad (1)$$

在上述的操作中, 所有象素采用统一的处理方法. 该过程既滤除了噪声, 也改变了真正信号点的值, 造成了图象模糊. 假如我们知道哪些点是信号点, 哪些点已被噪声污染, 就可以只处理噪声点, 根据邻域相关性赋予其相应值, 例如邻域中值, 而保持信号点不变. 这样, 就可以减少图象模糊, 使滤波过程不对信号产生影响, 而仅仅起到去除噪声的作用.

从经验可知, 对于自然图象, 邻点之间存在着很大的相关性. 某一点的灰度值与其周围点的灰度值非常接近, 除了孤立点 (一般认为是噪声) 外, 即使在边缘部分也是这样. 在一幅图象中, 如果一个象素点的值远大于或小于其邻域的值, 也就是说, 该象素点与其邻域的相关性很小, 那么, 该点很可能已被噪声污染了. 否则, 如果其值与其邻点值接近, 就应该是一个有效的信号点.

基于上述考虑, 我们给出了以下信号  $S$  与噪声  $N$  的判别标准:

在一幅图象中, 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

$$x_{ij} \in \begin{cases} N & x_{ij} = \min(W[x_{ij}], \max(W[x_{ij}])) \\ S & \min(W[x_{ij}]) < x_{ij} < \max(W[x_{ij}]) \end{cases} \quad (2)$$

按此标准对全部象素点分类, 设  $[y_{ij}]$  表示输出图象, 那么, 本文提出的滤波方法可表示为

$$y_{ij} = \begin{cases} \text{med}(W[x_{ij}]) & x_{ij} \in N \\ x_{ij} & x_{ij} \in S \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $\min(W[x_{ij}])$  表示对窗口  $W[x_{ij}]$  内的所有点取最小值,  $\max(W[x_{ij}])$  表示对窗口  $W[x_{ij}]$  内的所有点取最大值.

此算法的实现非常简单, 只需按下列步骤进行:

(1) Sort( $W[x_{ij}]$ );

(2) 如果  $x_{ij} = \{\min(W[x_{ij}]), \max(W[x_{ij}])\}$ , 那么  $x_{ij} = \text{med}(W[x_{ij}])$ .

其中, Sort( $W[x_{ij}]$ ) 表示对窗口  $W[x_{ij}]$  内的所有点排序. 如果用  $\Omega_{ij}^w$  表示以点  $x_{ij}$  为中心的窗口  $W = m \times n$  (其中,  $m, n$  为不小于 3 的奇数) 内全体点的集合, 那么,

$$\Omega_{ij}^w = x_{kl} | i - (m - 1)/2 \leq k \leq i + (m - 1)/2, \\ j - (n - 1)/2 \leq l \leq j + (n - 1)/2$$

$$\text{Sort}(W[x_{ij}]) = \{\min(W[x_{ij}]) \leq \dots x_{kl} \dots \leq \\ \text{med}(W[x_{ij}]) \leq \dots x_{kl'} \dots \leq \\ \max(W[x_{ij}])\}$$

$$x_{kl} \in \Omega_{ij}^w, x_{kl'} \in \Omega_{ij}^w$$

此算法与标准中值滤波算法相比增加了最大最小的判断,而对信号点却减少了一次赋值操作,运算速度略慢,但相差很小.

需要指出,根据上述判别标准,位于恒定区域的点将被错误地判为噪声点,但这种情况并不影响最后的输出结果,因为,噪声点的值将由其邻域的中值代替,而恒定区域的中值即是该点本身.

另需说明的是,文献[1]也采用了分类的方式,但其分类标准与本文不同.文献[1]给出了两种分类方法.根据方案 1,如果中心点的值与其邻域中值的差超过某一界限,则将该点判为噪声点,否则为信号点.输出图象 $[y_{ij}]$ 可表示为

$$y_{ij} = \begin{cases} \text{med}(W[x_{ij}]) & |x_{ij} - \text{med}(W[x_{ij}])| > T \\ x_{ij} & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $T$ 为预先确定的门限值.

其方案 2 与方案 1 基本相同,但条件 $|x_{ij} - \text{med}(W[x_{ij}])| > T$ 中的 $\text{med}(W[x_{ij}])$ 由加权中值代替.

SM 方法门限需要事先确定,而门限值的选择又与所处理图象的噪声密度有关,由于对不同的区域采用相同的门限也不甚合理,所以结果并不令人十分满意,尤其是在噪声密度较大的情况.

文献[2]也利用了邻域的最大最小值.这种方法将中值滤波过程分为两步进行

$$\begin{aligned} (1) f_1 &= \text{Filter}[A] \cup f^B \\ (2) f_2 &= f_1^A \cup \text{Filter}[f_1^B] \end{aligned} \quad (5)$$

设  $A$  为灰度值等于最大最小值的点的集合, $B$  为其他点的集合, $\text{Filter}[\cdot]$ 表示标准中值滤波操作.

这一过程虽在一定程度上减弱了噪声通过邻域的传播,但并未从实质上解决中值滤波所固有的图象模糊问题.

### 3 实验与结果分析

本文以一幅  $184 \times 148$  的图象为例,对不同窗口 ( $3 \times 3, 5 \times 5$ ) 的 EM 滤波与标准中值滤波及 min-max 滤波进行了比较.由于文献[2]已对其他几种滤波方式给出了详尽的比较,故在此,只选择了标准中值滤波作为参照.

在每次实验中,不同密度的椒盐噪声随机地加到原始图象上,以输出图象的信噪比为标准评价滤波器的性能.如果仍由 $[x_{ij}]$ 表示输入图象, $[y_{ij}]$ 表示输出图象,而 $[s_{ij}]$ 表示未加噪声的原始图象,则待处

理输入图象的信噪比  $SNR$  为

$$SNR = 10 \lg \left( \frac{\sum_{i,j} s_{ij}^2}{\sum_{i,j} (s_{ij} - x_{ij})^2} \right) \quad (6)$$

输出图象信噪比  $SNR$  为

$$SNR = 10 \lg \left( \frac{\sum_{i,j} s_{ij}^2}{\sum_{i,j} (s_{ij} - y_{ij})^2} \right) \quad (7)$$

其中  $i, j$  表示各点的位置,在本例中  $i \in [1, 184], j \in [1, 148]$ .

在图 1 中,相对于输入图象的噪声密度,分别给出了输入待处理图象,经窗口  $3 \times 3$  和  $5 \times 5$  的 EM 滤波,标准中值滤波以及 minmax 滤波处理后输出图象的信噪比(单位: dB).从图中可以直观地看出,EM 滤波器的性能较其他两种滤波器有很大改善,在各种输入噪声密度下,输出信噪比都有显著提高.这是由于本文提出的信号与噪声的分类方法与实际情况非常接近的缘故.由于其执行速度较快,滤波效果好,几乎不会使图象模糊,可以将其用于实时处理中.

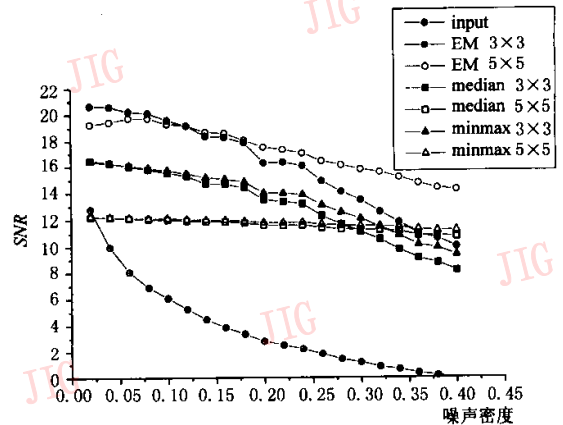


图 1 各滤波器输出图象信噪比与输入图象噪声密度的关系

由图 1 可以看出,本文提出的 EM 算法在改善图象信噪比方面明显优于其他两种算法.这是由于本文在滤波过程中采用了将噪声点与信号点分别处理的办法,并且采用的噪声判别标准比较符合实际情况.另外,滤波窗口的大小对滤波效果也有很大影响.当输入图象的信噪比较高时, $3 \times 3$  的滤波窗口效果较好.随着输入图象信噪比的降低,滤波窗口为  $5 \times 5$  的滤波器滤波效果超过了滤波窗口为  $3 \times 3$  的滤波器.这是因为对标准中值滤波而言,滤波窗口越大,去噪效果越好,而对图象造成的模糊也越强.所以,低噪声密度时宜选择小窗口,高噪声密度时宜选择大窗口.对本文提出的算法,由于只处理噪声点,而

保持信号点不变,在噪声密度较高时,选择大窗口滤波,既没有造成太多的图象模糊,又较彻底地滤除了

噪声,保持了较高的输出信噪比.图2的(a)到(h)显示了各滤波器的视觉效果.

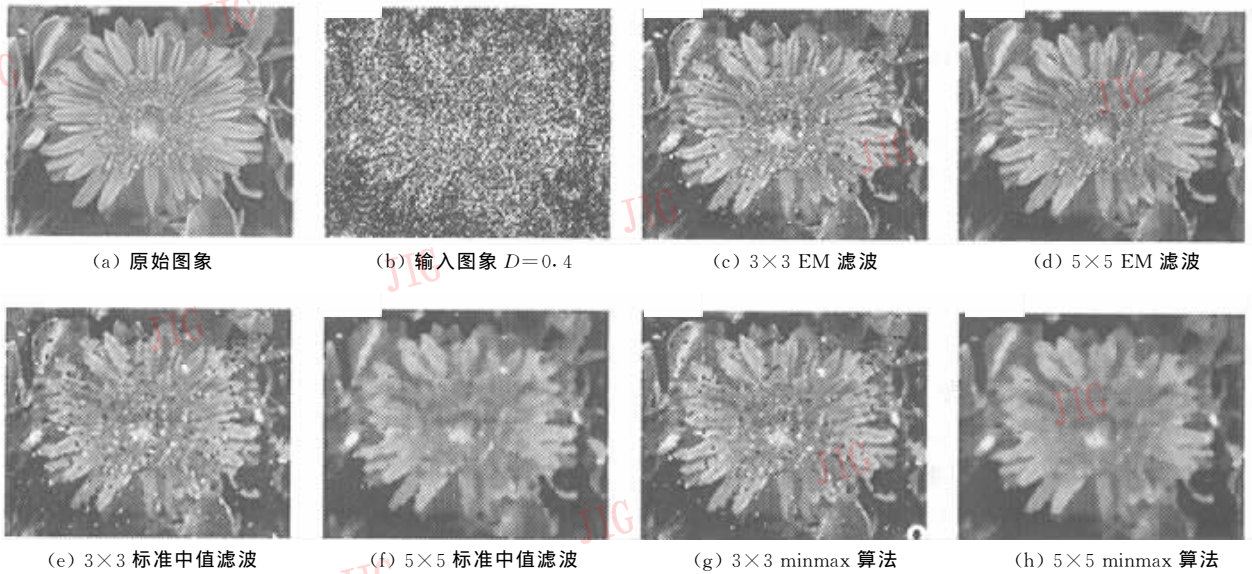


图2 输入图象噪声密度  $D=0.4$  时,各滤波器的滤波效果比较

其中,(a)为原始图象;(b)是椒盐噪声污染的图象,噪声随机地加到图象上,噪声密度为0.4,也就是大约有十分之四的象素点为噪声;(c)是滤波窗口为  $3 \times 3$  的EM滤波输出结果;(d)是滤波窗口为  $5 \times 5$  的EM滤波输出结果;(e)是滤波窗口为  $3 \times 3$  的标准中值滤波输出结果;(f)是滤波窗口为  $5 \times 5$  的标准中值滤波输出结果;(g)是滤波窗口为  $3 \times 3$  的minmax输出结果;(h)是滤波窗口为  $5 \times 5$  的minmax输出结果.

### 参考文献

- 1 Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing. *Pattern Recognit. Lett.*, 1994,15:341-347.
- 2 Wang Zhou, Zhang David. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images. *IEEE Trans. On Circuits and Systems, II: Analog and Digital Signal Processing*, 1999,46(1):.
- 3 Wang Jung-Hua, Lin Lian-Da. Improved median filter using minmax algorithm for image processing. *Electronics Letters*, 31st July, 1997,33(16):.
- 4 Brownrigg D R K. The weighted median filter. *Commun. Ass. Comput. Mach.*, 1984,27(8):807~818.

邢藏菊 1969年生,学部委员(院士),现为中国科学院半导体研究所博士研究生.当前研究方向为图象处理、模式识别、神经网络.

王守觉 1925年生,学部委员(院士),现从事半导体超高速电路与神经网络算法、模型、硬件和应用的研究.

邓浩江 1971年生,中国科学院半导体所博士研究生.专业是人工神经网络、语音信号处理等.

罗予晋 1972年生,现为中国科学院半导体研究所博士研究生.当前研究方向为自动控制、神经网络.