

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)03-0336-06

论文索引信息: 余旺盛, 侯志强. 信号点自适应生长算法和图像脉冲噪声的抑制 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 336-341

信号点自适应生长算法和图像脉冲噪声的抑制

余旺盛, 侯志强

(空军工程大学电讯工程学院, 西安 710077)

摘要: 针对脉冲噪声的抑制问题, 提出了一种利用图像中未被污染的信号点向外自适应生长来消噪的快速自适应算法。算法首先利用信号阈值判决区间提取出输入图像中未被污染的信号点形成信号矩阵并作标记, 同时计算信号密度; 然后利用信号密度自适应控制信号点按一定幅度向外生长; 最后对生长后的信号矩阵进行归一化处理 and 修正, 得到滤波结果。与当前消噪算法相比, 所提出的算法在消噪效果和复杂度方面优势较为明显。

关键词: 图像消噪; 脉冲噪声; 噪声抑制; 自适应

Signal adaptive growth algorithm and image impulse noise suppression

Yu Wangsheng, Hou Zhiqiang

(Telecommunications Engineering Institute of Air Force Engineering University, Xi'an 710077 China)

Abstract: This paper proposed a swift adaptive algorithm to restore images from impulse noise, by expanding the real signal pixels so as to smooth the noisy ones. First, the algorithm uses a critical region to distinguish signal pixels from noise and set a marked matrix. Then calculate the density of signal, which will be used to control the extent of growth adaptively. The final restored image will be obtained nearly after a simple correction on the expanded image matrix. The proposed algorithm exceeds the current ones markedly in both denoising effect and computational complexity.

Keywords: image denoising; impulse noise; noise suppressive; adaptive

0 引言

脉冲噪声又名椒盐噪声, 与信号的强弱相比, 它的强度通常要大得多, 所以在图像领域中, 脉冲噪声往往表现为一些孤立的点。针对这一特性, 标准中值滤波(SMF)算法^[1]在噪声密度较低的情况下取得了较好的滤波效果。但是 SMF 算法的滤波性能取决于滤波窗口的选择。窗口选得太小, 滤波性能会随着噪声密度的增大而越来越差; 窗口选得过大, 则会破坏图像的细节信息。针对 SMF 的缺陷, 学者们提出了许多改进的算法^[2-7]。加权中值滤波(WM)算法^[2]先对邻域内的像素赋以不同的权值,

然后进行中值滤波, 在一定程度上保护了图像的细节信息, 但却牺牲了一定的消噪性能。中心加权中值滤波(CWM)算法^[3]只对邻域中心像素赋以一可变的权值然后滤波, 提高了对噪声密度的适应性, 但是其仍然不适用于高密度噪声情况。开关中值(SM)算法^[4]和 minmax 算法^[5]在噪声点的分类上做了一定的工作, 使得算法的性能有了一定提高。递进开关中值(PSM)算法^[6]通过对像素点进行分类, 然后经过多次迭代逐步将噪声点转化为信号点。文献^[6]将 PSM 算法与 WM 算法、SM 算法以及 minmax 算法进行了详细比较, 在不考虑运算速度的情况下, PSM 算法的滤波性能最佳。在 CWM 算法的基础上, 文献^[7]提出了一种多态中值滤波(MSM)

收稿日期: 2009-11-03; 改回日期: 2009-12-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(60805015)。

第一作者简介: 余旺盛(1985—), 男, 信号与信息处理专业硕士研究生, 主要研究方向为图像消噪、图像分割。

E-mail: xing_fu_yu@sina.com。

算法,通过自适应地在一组不同中心权值的 CWM 滤波器中选取最优的来进行滤波,滤波性能较 CWM 算法有较为明显的改善。

上述的所有算法的消噪性能在噪声密度较高时受到严重的抑制。其主要原因有两个,其一是对所有像素点均进行滤波处理,如文献[1-3,7];其二是没有有效的噪声点检测方法,如文献[4-6],虽然将像素点进行了分类处理,但没能有效地检测出噪声点,使得其消噪性能在高密度情况下受到了限制。文献[8]提出了一种可变窗口的保边算法(DPVM),结合图像灰度变化选取不同的窗口进行平滑滤波,取得了一定的效果。但是该算法仍然没有较好的噪声检测方法,并且对所有像素点均进行了平滑滤波,故而滤波性能受到限制。在噪声检测方面,文献[9-14]给出了很好的检测方法和步骤,而且只对噪声点进行滤波处理,使得消噪性能得到了大幅提高。文献[12]提出了一种带有精确噪声点检测的开关中值算法(BDND),通过在边长为21像素的正方形邻域内利用图像局部直方图信息设置噪声点的判决阈值,对检测出的噪声点进行中值滤波。由于BDND算法运算量很大,文献[13]对BDND算法的噪声检测步骤进行了优化处理,提出了一种快速有效的开关中值算法(FRSMF)。通过自适应地选择合适大小的窗口进行中值滤波,进一步减少了运算量。文献[14]在DPVM的基础上提出了一种具有精确噪声检测方法的保边算法(ND-DPVM)。ND-DPVM算法通过图像局部灰度统计信息来设置阈值参数进行噪声检测,平均检测率超过99.5%,使得该算法滤波性能很强。但ND-DPVM算法在噪声点检测时所付出的时间开销却是不可忽视的,同时,该算法需要调整多个参数,使算法在实际中不容易使用。

基于以上分析,提出了信号点的自适应生长算法(adaptive growth algorithm),主要由信号点检测、信号点自适应生长和归一化校正3部分组成。第1部分根据自然图像的灰度分布特性和脉冲噪声的冲击特性进行信号点检测;第2部分利用检测出的信号点进行自适应生长来恢复噪声点;第3部分对生长后的图像矩阵进行归一化处理 and 必要的校正以获得最终消噪结果。与目前比较流行的算法相比,有以下优点:1)能够充分利用真实的信号对噪声点进行恢复,提高了消噪的效果;2)算法复杂度有了明显降低,主要原因有以下几点:(1)在信号点检测

时,充分考虑到自然图像的灰度分布以及脉冲噪声的冲击特性,避开了繁琐的算法设计;(2)在对噪声点进行恢复时,避开了排序求中值;(3)利用信号密度自适应控制信号点的生长幅度,减少了冗余计算量。

1 自适应生长算法

1.1 信号点检测

文献[7]对脉冲噪声做了较为详细的介绍,现对其数学模型简要描述如下:

$$p(z) = \begin{cases} P_a & z = a \\ P_b & z = b \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中, a, b 的取值为图像灰度值的最大值和最小值。 P_a 和 P_b 分别指代自变量 z 取 a 和 b 时的概率。

与图像信号的强度相比,脉冲噪声的强度往往要大得多,所以在图像的数字化过程中表现为灰度区间的两个端点。而对于自然图像,其灰度信息的分布呈现出一定的规律。通过对分辨率为8比特的灰度图像Lena进行直方图测试发现,262144个像素点中有262088个像素点的灰度值分布于区间[25,230]上,占总像素点的99.9786%。对数百幅自然图像进行类似直方图测试,结果表明,97.2%的图像灰度信息以99%以上的概率集中分布于区间[10,245]上,也即自然图像的灰度信息以极小的概率分布于灰度区间的两个端点附近。因此,可以设计一个信号阈值判决区间对信号点进行检测。若输入图像 f 中像素点 (i, j) 的灰度值落入判决区间,则该像素点为信号点,否则为噪声点,并将 $f(i, j)$ 置0。同时建立一个信号点标记矩阵 g ,若 (i, j) 为信号点,对应的 $g(i, j)$ 置1,否则 $g(i, j)$ 置0。具体方法如下:

$$\begin{cases} f(i, j) = f(i, j), g(i, j) = 1 & f(i, j) \in [m, 2^n - m] \\ f(i, j) = 0, g(i, j) = 0 & f(i, j) \notin [m, 2^n - m] \end{cases} \quad (2)$$

式中,信号点判决区间 $[m, 2^n - m]$ 中 m 为阈值参数,通常设为一个不大于10的数字; n 为图像的灰度分辨率,例如灰度分辨率为8的Lena图像,其信号点判决区间可设为 $[10, 2^8 - 10]$ 。

对于大小为 $M \times N$ 的图像,根据检测所得的信号点标记矩阵 g 即可以计算信号密度 r 。其计算公式为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g(i, j)}{M \times N} \quad (3)$$

式中,分子为信号点总数,分母为图像中总的像素点数,将二者比值定义为信号密度显然是成立的。

1.2 信号点自适应生长

信号点的生长理论是建立在邻域内像素间的灰度相关性基础上的。主要思想如下:确知信号点以其自身为中心,将灰度值复制并叠加到邻域内的每一个像素。邻域的大小需要一个参数(生长幅度,记为 d_0)来控制,而通过分析发现,这一参数与邻域内的噪声点数目有着密切的关系,噪声点越多,需要生长的邻域就越大,反之亦然。假设边长为 $D \times D$ ($D = 2d + 1$)的正方形邻域内只有中心像素点为真实信号,且已知信号密度为 r ,则理论上有下列式成立:

$$D^2 = \frac{1}{r} \quad (4)$$

也即

$$d = \frac{1}{2} \left(\sqrt{\frac{1}{r}} - 1 \right) \quad (5)$$

由于脉冲噪声点的分布不是绝对均匀的,为保证实际处理中所有的噪声点尽可能地被恢复出来,信号点的生长区域要适当大于理论区域,最终得到缩放后生长幅度 d_0 的表达式为

$$d_0 = \left\lceil \frac{1}{2} \left(\frac{1}{r} - 1 \right) \right\rceil \quad (6)$$

式中,生长幅度 d_0 在 d 的基础上作了适当缩放并上取整,生长区域被扩大为 $D' \times D'$ ($D' = 2d_0 + 1$)。信号点自适应生长的具体操作步骤如下:

- 1) 根据信号密度 r 计算生长幅度 d_0 。
- 2) 在信号点标记矩阵 g 中检索“1”元素所对应的信号点 (i, j) ,在预处理后的图像 f 中以 (i, j) 为中心,以 d_0 为幅度,向外生长出一个边长为 $2d_0 + 1$ 正方形邻域。邻域内每个像素点的灰度值 $f_{D'}(x, y)$ 与 $f(i, j)$ 相加,即

$$f_{D'}(x, y) = f_{D'}(x, y) + f(i, j) \quad (7)$$

所有信号点生长完毕后得到图像矩阵 f' 。对 g 做同样处理后得到生长跟踪矩阵 g' 。 g' 主要记录了生长过程中, f 中每一个像素被叠加的次数。

下面以一个 5×5 的小图像块为例,取 $d = 1$ 作一生长滤波示例,过程如图 1(a)~(d)所示。

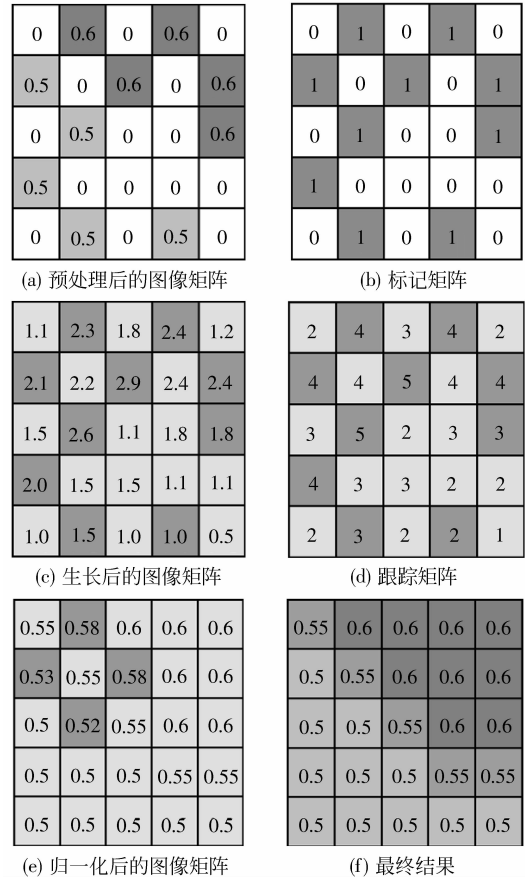


图 1 自适应生长示例

Fig. 1 A demonstration for adaptive growth

在信号点的自适应生长过程中,信号点每向外生长一个像素,就将自身的灰度值叠加到所生长范围内像素点的原始灰度值上,这叫做线性生长。事实上,离信号点越近的噪声点的灰度值应当越接近信号点的灰度值。考虑到这一点,信号点在向外生长的过程中,在不同的区域应当赋予不同的权值。最理想的办法是进行高斯加权。也即信号点生长到一区域时,将自生的灰度值乘以对应的高斯权值后再叠加到所生长范围内像素点的原始灰度值上,这叫做高斯生长。实验证明,高斯生长的效果比线性生长的效果要好。

1.3 图像修正

生长后的图像矩阵 f' 中,大部分像素点均是其邻域内像素点叠加的结果,灰度值超出了图像灰度值的表示范围,无法正常显示,需要进行必要的修正。

- 1) 对叠加后的像素点进行归一化处理得到滤波初结果 f'' (如图 1(e)所示)。方法是将生长后的

图像矩阵 f 中每一个像素除以其被叠加的次数,即

$$f''(i,j) = \frac{f'(i,j)}{g'(i,j)} \quad (8)$$

$$i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$$

2) 恢复图像中未被污染的信号点。在信号点生长和归一化处理的过程中,不可避免地真实信号点进行了一定程度的平滑。为了使滤波结果达到最佳,有必要恢复原始图像中未被污染的信号点。具体方法为将 f'' 中与信号点标记矩阵 g 中“1”元素对应的像素点 (i,j) 恢复为原始灰度值 $f(i,j)$, 得到最终滤波输出结果 f'' , 如图 1(f) 所示。

2 实验结果及分析

为充分验证本文算法的有效性,选取 SMF^[1]、CWM^[3]、MSM^[7]、BDND^[12]、FRSMF^[13]、DPVM^[8]、ND-DPVM^[14] 作为参照,对大量图像进行消噪处理并对结果进行比较分析。图 2 列出了参与测试的部分图像。

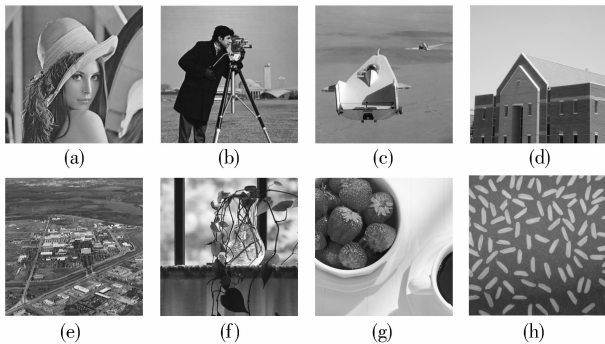


图 2 参与测试的部分图像
Fig. 2 Some of the test images

2.1 主观效果比较

本文算法的优越性表现为对高密度噪声图像的处理。选取 Lena(图 2(a))和 cameraman(图 2(b))进行消噪测试,图 3、图 4 分别列出了噪声密度为 70% 的消噪主观效果比较。

从图 3、图 4 可以看出, BDND、FRSMF、ND-DPVM 消噪效果以及边缘保持均较好,但本文算法具有更好的视觉效果。

2.2 性能测试比较

选取峰值信噪比 (PSNR^[11]) 对本文算法以及参考算法进行性能测试。通过对加入 10%, 20%,



图 3 Lena 图像消噪主观效果比较
Fig. 3 Comparison of subjective impression of denoising "Lena" image

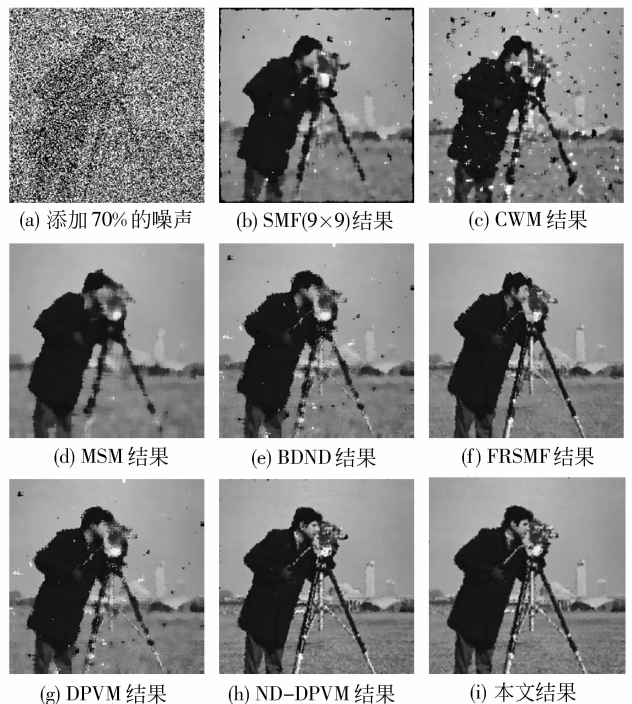


图 4 cameraman 图像消噪主观效果比较
Fig. 4 Comparison of subjective impression of denoising "cameraman" image

30% ,40% ,50% ,60% ,70% ,80% ,90% 噪声的 Lena 图像进行消噪,将测试所得 PSNR 值记录于表 1 (SMF 算法为最佳窗口大小下的结果)。从表中可

以看出,在不同噪声密度情况下,本文算法均能得到最高的 PSNR 值。

表 1 不同密度情况下消噪所得 PSNR 值比较/dB

Tab.1 Comparison of PSNR when denoising at different noise density

Density /%	SMF	CWM	MSM	BDND	FRSMF	DPVM	ND-DPVM	本文算法
10	33.251 5	32.858 4	34.706 5	41.093 3	40.521 7	30.542 3	42.261 4	42.778 7
20	28.891 5	31.782 6	31.817 5	38.000 6	37.617 0	30.001 2	39.110 0	39.249 5
30	27.049 7	30.001 1	30.194 0	36.241 5	36.004 5	29.472 1	36.789 6	36.974 9
40	25.574 3	28.027 3	28.328 2	34.012 8	34.417 6	28.320 1	34.528 2	35.299 7
50	23.660 6	24.314 4	27.099 4	31.965 2	32.351 1	27.916 7	33.172 3	33.844 1
60	21.883 6	19.117 8	25.912 6	29.472 6	30.157 8	25.365 7	31.666 7	32.541 0
70	20.066 6	14.559 5	24.219 6	27.876 2	28.547 1	22.407 7	30.260 3	30.893 6
80	15.190 3	10.880 3	19.222 3	25.124 0	25.652 4	19.630 8	28.471 8	28.749 8
90	9.451 1	7.951 3	10.770 9	23.261 9	23.656 7	16.590 2	26.021 3	26.388 2

测试中发现,进行高斯生长所得的 PSNR 值要比线性生长所得的 PSNR 平均高出约 0.1dB。虽然高斯生长加入了少量的乘法运算,但获得了更好的消噪效果。

2.3 算法复杂度分析

算法复杂度是衡量算法优劣的一个重要指标。对于实时图像处理来说,算法复杂度更是重要。下面以单个像素的运算频次来简单分析一下本文算法的复杂度。

假设图像大小为 $M \times N$,噪声密度为 ρ 。本文算法的最主要优势就是不需要进行排序计算,信号点检测时要进行 $2M \times N$ 次比较和 $M \times N + 2M \times N \times (1 - \rho)$ 次赋值运算;在信号点自适应生长时进行 $M \times N$ 次判断和 $M \times N \times (1 - \rho)$ 次规模为 $(2d_0 + 1) \times (2d_0 + 1)$ 的矩阵加法运算;在图像修正时进行 $M \times N$ 次除法、 $M \times N$ 次判断和 $M \times N \times (1 - \rho)$ 次赋值运算。单个像素运算次数一共为 $8 - 3\rho + (2d_0 + 1)^2 \times (1 - \rho)$ 。对于 SMF,其单个像素运算频次与滤波的窗口有关。假设窗口大小为 $W \times W$,当滤波窗口向右侧滑动一个像素时,有 W 个像素更新,需要与原来已排好序的 $W \times (W - 1)$ 个像素一起重新排序。最坏的情况下需要进行 $W^3 - \frac{1}{2}(W^2 - W)$ 次比较运算。类此可计算出其他参考算法的单个像素运算次数。

当噪声密度为 70% 时,本文算法单个像素运算次数为 13.4 次;SMF 要获得较好的效果, W 至少应取 7,则其单个像素运算次数为 322 次。FRSMF 为 317 次^[13];BDND 的运算次数要远大于 317;CWM、MWM 的单个像素运算次数与 SMF 相当;DPVM 则

由于其运算过程过于复杂而无法实时实现,虽然 ND-DPVM 给出了改进,但其单个像素的运算次数仍然远大于本文算法。

2.4 参数分析

算法参数的多少以及选择的标准是影响算法质量的一个重要指标。一个好的算法引入的参数应该尽量少,而且对于引入的参数应当有明确的物理含义以及赋值原则。

通过表 2 对 8 种算法的参数个数进行比较中发现,本文所引入的参考算法中,SMF 的只有 1 个参

表 2 8 种算法参数对照

Tab.2 Comparison of parameters of 8 algorithms

算法	参数	参数含义	总数
SMF	W	滤波窗口大小	1
CWM	W	滤波窗口大小	2
	ω	中心像素加权值	
MSM	W	滤波窗口大小	3
	ω_{\max}	中心像素最大加权值	
	T	开关阈值参数	
BDND	W	滤波窗口大小	1
FRSMF	W_{\max}	滤波窗口上限	1
DPVM	α	幂函数的指数	3
	β	修正参数	
	K	迭代次数	
ND-DPVM	h	滤波窗口参数	6
	τ	阈值修正参数	
	g	子图像块边长	
	α	幂函数的指数	
	β	修正参数	
本文算法	K	迭代次数	1
	m	信号点检测阈值参数	

数,具有明确的物理含义,但是缺乏对噪声密度的自适应性,并且参数的设置对消噪效果影响很大;CWM、MSM通过增加参数个数,改进了消噪效果,然而仍需要根据不同的噪声密度来设置参数;BDND以及FRSMF参数较少,但是缺乏准确的初始化标准;DPVM和ND-DPVM的参数较多,而且调整起来较为复杂,文献中没有给出初始赋值的原则。而本文算法唯一的参数是噪声检测时的阈值参数,是在分析了自然图像灰度信息分布规律以及脉冲噪声的冲击特性之后设置的参数,具有明确的物理含义和初始化标准。

3 结 论

提出的自适应生长算法,在一定程度上兼顾了高密度噪声图像的消噪效果与运算时间的问题。通过对算法“单个像素运算频次”分析可以看出,自适应生长算法运算时间随着噪声密度的增大而呈递减趋势,这是可以理解的。噪声密度越大,需要参与生长的信号点的个数就越少,而该算法的时间开销主要就在信号点的再生过程中。与近年来提出的一系列新的算法比较,本文算法原理简单,易于编程实现和实时处理。算法中,通过缩放和取整操作来确定生长幅度的求法,目的是使得生长的幅度足够大而使滤波后得到的图像不再含有噪声点。但是,这种缩放和取整操作引入了一定的冗余计算。尤其是在噪声密度较低时,引入的误差相对会大一些,所以处理起来时间反而相对要长一点。如何设计一种映射,改进信号密度对生长幅度的自适应控制,使得该算法在低密度噪声环境下也具有非常快的运算速度,是下一步研究的重点。

参考文献 (References)

[1] Huang T S, Yang G J, Tang G Y, et al. Fast two-dimensional median filtering algorithm [J]. IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Process, 1979, 1: 13-18.

- [2] Brownrigg D R K. The weighted median filter [J]. Communication of the Association for Computing Machinery, 1984, 27(8): 807-818.
- [3] Ko S J, Lee Y H. Center weighted median filters and their applications to image enhancement [J]. IEEE Trans. Analog and Digital Signal Processing, 1991, 38: 984-993.
- [4] Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filter in image processing [J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15 (4): 341-347.
- [5] Wang Junhua, Lin Lianda. Improved median filter using minmax algorithm for image processing [J]. Electronics Letters, 1997, 33(16): 1362-1363.
- [6] Wang Zhou, Zhang David. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images [J]. IEEE Trans. Analog and Digital Signal Processing, 1999, 46(1): 78-80.
- [7] Chen Tao, Wu Hongren. Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images [J]. IEEE Trans. Analog and Digital Signal Processing, 2001, 48(8): 784-789.
- [8] Nikolova M. A variational approach to remove outliers and impulse noise [J]. Image Vision, 2004, 20: 99-120.
- [9] Yuan S Q, Tan Y H. Impulse noise removal by a global-local noise detector and adaptive median filter [J]. Signal Processing, 2006, 86(6): 2123-2128.
- [10] Luo W. An efficient detail-preserving approach for removing impulse noise in images [J]. IEEE Signal Proc. Letters, 2006, 13(7): 413-416.
- [11] Lei Jine, Zhu Huasheng, Jun Ye, et al. A new image denosing method [J]. IEEE Conf. Computer Science and Software Engineering, 2008: 1066-1069.
- [12] Ng P E, Ma K K. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images [J]. IEEE Trans. Image Processing, 2006, 15 (6): 1506-1516.
- [13] Wei Ping, Li Junli, Lu Dongming, et al. A fast and reliable switching median filter for highly corrupted images by impulse noise [J]. IEEE Symp. Circuits and Systems, 2007: 3427-3430.
- [14] Chen Shoushui, Yang Xin, Gao G, et al. Impulse noise suppression with an augmentation of ordered difference noise detector and an adaptive variational method [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30: 460-467.