

利用几何结构检测去除图像中的 随机值脉冲噪声

商泽利 水鹏朗 王小龙

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 西安 710071)

摘要 尽管中值滤波以及各种改进方法是去除图像中随机值脉冲噪声的有效方法,然而,大多数去噪方法存在门限值选取困难和对图像边缘纹理结构过平滑的缺点。针对这一问题,提出了一种基于几何结构的用于检测和去除随机值脉冲噪声的新方法。该方法首先利用图像的直方图分布来估计脉冲噪声的噪声率;然后进一步基于噪声率和细节图像的直方图分布,自适应地确定两个分类门限;最后利用两个门限,将细节图像中的像素分成‘未被污染点’、‘待定点’和‘噪声点’。其中‘待定点’主要由边缘和纹理区像素和噪声像素构成,为区分其属性,还引入了几何结构检测方法。基于各像素点的类型,细节图像被用于修正中值滤波的结果。实验结果表明,该新方法在去除脉冲噪声的同时,还很好地保留了图像的边缘结构。与已有的方法相比,具有明显的优势。

关键词 随机值脉冲噪声 中值滤波 噪声率 几何结构检测

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2008)07-1292-06

Removal of Random-valued Impulse Noise from Images Using Geometric Structure Detection

SHANG Ze-li, SHUI Peng-lang, WANG Xiao-long

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract The median filtering method and its improved methods is an effective approach to remove random-value impulse noise in images. However, most methods have the same shortcomings in finding the optimal threshold and the edges and over-smoothed textures structure of images. In the paper, we propose a novel method based on the geometric structure detection to remove random-value impulse noise from images. First, the histogram of a noisy image is used to estimate the noise ratio. Next, the two thresholds are adaptively determined from the noise ratio and the histogram of the detail image. Utilizing these two thresholds, all pixels in the detail image are divided into three sets: ‘uncorrupted pixels’, ‘undetermined pixels’ and ‘noise pixels’. The set of ‘undetermined pixels’ is often composed of pixels in edges and textures as well as noise pixels. Finally, the geometric structure detection is proposed to distinguish ‘undetermined pixels’. Based on types of each pixel, the result of the median filtering is modified using the detail image. The simulation results show that the proposed method can remove impulse noise while preserve the edge structure of the image. It is superior to the existing methods in performance.

Keywords random-valued impulse noise, median filtering, noise ratio, geometric structure detection

1 引言

图像在形成和传输过程中,常因外界噪声干扰而导致图像质量退化,为恢复退化图像的质量,可采取各种滤波方法对图像进行去噪处理。目前已有多种去噪方法,其中中值滤波,由于对去除脉冲噪声具有较好的性能,所以最早被用于去除脉冲噪声。然而中值滤波在对图像中的所有点进行滤波时,由于改变了图像中未被脉冲噪声污染的像素点,所以在有效去除脉冲噪声的同时,会出现对图像细节结构的过平滑。

近来,一种新的结构被引入,它把脉冲噪声的去除分成以下两个步骤:第1步是进行脉冲噪声检测,即先判断哪些像素点是噪声点;第2步是滤波,它只对检测出的噪声点进行滤波,而不改变其他像素点的值,这就避免了未受噪声污染的像素点的改变。这些算法有 SWM-I 算法^[1]、PSM (progressive switching median) 算法^[2]和 TSM (tristate switching median) 算法^[3]。但这些算法都存在着门限值选取困难的问题,因为最优门限值随着噪声率和图像的变化而变化,难以确定,且对图像细节结构的保护能力较弱,会滤除图像中的边缘和纹理等重要细节,其在图像噪声干扰较大时,表现得尤为明显。

为了克服所遇到的一系列困难,本文提出了一种利用几何结构检测去除随机值脉冲噪声的新方法,即首先利用图像的直方图对图像进行噪声率估计;然后利用噪声率估计值和细节图像的直方图分布来自适应地得到两个分类门限,并利用这两个门限,将细节图像中所有像素分成‘未被污染点’、‘待定点’和‘噪声点’,再利用几何结构检测提取‘待定点’中的细节部分;最后利用细节图像中的‘未被污染点’和检测出的细节部分来修正中值滤波的结果。大量的实验表明,这种方法与已有的方法相比,具有明显的优势。

2 利用几何结构检测去除随机值脉冲噪声

2.1 噪声率估计

本文中对输入的带有随机值脉冲噪声的图像 X 用下式表示:

$$x(i,j) = \begin{cases} s(i,j) & 1-q \\ r & q \end{cases} \quad (1)$$

其中, (i,j) 表示图像中的像素点, $s(i,j)$ 表示原始图像 S 中像素点 (i,j) 的值, q 是噪声率, r 是在所有灰度级上均匀分布的整数,由于本文中使用的是 8bits 的灰度图像,所以 r 是在 $[0,255]$ 区间内均匀分布的整数。

对于本文所使用的灰度图像中的任一噪声点,由于灰度值为 k 的概率为 $\frac{1}{256}$,所以‘灰度值为 k 的噪声点的个数’这一随机变量 Z 满足参数为 $n, p = \frac{1}{256}$ 的二项分布, n 为实验次数,也就是图像中噪声点的总个数

$$n = Nq \quad (2)$$

其中, N 为图像包含的像素点的总个数。

因此随机变量 Z 的数学期望和方差分别为

$$E_x(Z) = np, D_x(Z) = np(1-p) \quad (3)$$

也可以近似地认为

$$E_x(Z) = D_x(Z) = np = \sigma^2 \quad (4)$$

对于区间 $[\sigma^2 - a\sigma, \sigma^2 + a\sigma]$,人们希望这一区间能很好地包含随机变量 Z 的出现情况,而不会引入太多图像信号分量,也就是这一区间内的‘个数’分布,完全是由噪声引起的。大量的实验表明,当 $a = 1$ 时,该区间不能完全包含随机变量 Z 出现的情况;当 $a = 3$ 时,该区间又过分包含了随机变量 Z 出现的情况,这是因为引入了大量的图像信号分量的缘故;而 $a = 2$ 的区间 $[\sigma^2 - 2\sigma, \sigma^2 + 2\sigma]$ 则不仅很好地包含了随机变量 Z 的出现情况,又没有引入太多的信号分量。

图像中通常会在一些灰度级上具有很少的像素点或缺失,所以在图像中空缺和像素很少的灰度级上,图像灰度直方图分布中对应的像素点的个数可认为完全是由噪声点引起的,这些‘个数’服从二项分布,且不会超出 $[\sigma^2 - 2\sigma, \sigma^2 + 2\sigma]$ 的区间范围。

由此可以得到下面的噪声率估计方法:

首先统计出输入信号 X 的直方图 H_x ,然后找出直方图 H_x 函数的最小值 b ,就可认为这 b 个像素点是受到噪声污染的,并且它是 $[\sigma^2 - 2\sigma, \sigma^2 + 2\sigma]$ 区间的下界

$$\hat{\sigma}^2 - 2\hat{\sigma} = b \quad (5)$$

对式(5)求解,取它的正解为

$$\hat{\sigma} = 1 + \sqrt{b+1} \quad (6)$$

然后在直方图分布 H_X 中,取出所有‘像素点个数’在区间 $[\hat{\sigma}^2 - 2\hat{\sigma}, \hat{\sigma}^2 + 2\hat{\sigma}]$ 的个数

$$\Phi_{H_X} = \{H_X(g) \mid \hat{\sigma}^2 - 2\hat{\sigma} \leq H_X(g) \leq \hat{\sigma}^2 + 2\hat{\sigma}, 1 \leq g \leq 256\} \quad (7)$$

由于这一区间受图像信号的影响很小,因此可以认为集合 Φ_{H_X} 中的点都是由噪声引起的,这样就可以得到噪声点个数数学期望值的估计值,即

$$\hat{E}_X = \text{median}(\Phi_{H_X}) \quad (8)$$

进而可以得到噪声率的估计值为

$$R = 256\hat{E}_X/N \quad (9)$$

2.2 分类门限的自适应选取

对图像 X 用 3×3 的窗进行中值滤波

$$Y = \text{median}(X) \quad (10)$$

$$\hat{D} = X - Y \quad (11)$$

取绝对值有

$$D = |X - Y| \quad (12)$$

D 为图像 X 的细节图像。

为了更好地理解自适应门限值选取的方法。下面先对细节图像 D 做一分析,并统计出 D 的直方图分布 H_D ;然后设定两个分类门限 T_l 和 T_r (下角 l 代表 left, r 代表 right,下同),且 $T_l < T_r$,若 $H_D(g)$ 中的灰度级 g 越大,其对应的像素点是噪声的概率越大,同理 g 越小,则其对应的像素点是未受污染点的概率越大,而对于中间过渡区域则认为是待定区;所以对于 H_D 来说,可以认为小于 T_l 的像素值是未被污染的像素点,大于 T_r 的像素值是由噪声点产生的,介于 T_l 和 T_r 之间的点是待定点,主要由噪声点和图像边缘纹理区域产生。

一般可用下面的方法来自适应地选取两个分类门限,即给定一个 R_0 ,有

$$R_l = R + R_0 \quad (13)$$

$$R_r = R - R_0 \quad (14)$$

R_0 的选取是为了确定待定点数量的多少,它应当大于估计噪声率的最大误差,但过大又会增加运算量,所以需要折中考虑,本文取 $R_0 = 0.03$,这既充分保证了大于估计噪声率的最大误差,又没有过大地增加运算量, R_l 和 R_r 为用于选取两个分类门限的分类噪声率。

笔者认为,含有噪声图像的真实噪声率不会大于 R_l ,且不会小于 R_r ,所以在 $H_D(g)$ 中,可认为当

$\sum_1^{d+1} H_D(g) \leq N(1 - R_l)$ 时,与 g 对应的 $H_D(g)$ 部分为未受污染区域;当 $\sum_1^{g+1} H_D(g) \geq N(1 - R_r)$ 时,与 g 对应的 $H_D(g)$ 部分为噪声区域,剩余部分为待定区域,所以本文应取

$$T_l = \{g \mid \sum_1^{g+1} H_D(g) = N(1 - R_l)\} \quad (15)$$

考虑到实际情况中,由于使等式 $\sum_1^{g+1} H_D(g) = N(1 - R_l)$ 成立的 g 值可能不存在,因此可将式 (15) 改写为

$$\Phi_{T_l} = \{g \mid \sum_1^{g+1} H_D(g) \geq N(1 - R_l)\} \quad (16)$$

$$T_l = \min(\Phi_{T_l}) \quad (17)$$

这样更加符合实际情况。

同理可以得到 T_r

$$\Phi_{T_r} = \{g + 1 \mid \sum_1^{g+1} H_D(g) \geq N(1 - R_r)\} \quad (18)$$

$$T_r = \min(\Phi_{T_r}) \quad (19)$$

门限 T_l 和 T_r 的选取具有很好的自适应性。

2.3 几何结构检测

细节图像 D 中的像素点可以分为

$$\begin{cases} \text{信号点} & g(i,j) < T_l \\ \text{噪声点} & g(i,j) > T_r \\ \text{待定点} & T_l \leq g(i,j) \leq T_r \end{cases}$$

其中, $g(i,j)$ 为细节图像 D 中点 (i,j) 的灰度值,像素值介于 T_l 和 T_r 之间的待定点,主要是由噪声点产生或由图像边缘纹理区域产生的,要对其进行检测分离,噪声点和图像细节的不同在于,噪声点大多是孤立的,而图像的细节部分则具有一定的几何结构^[4,5]。

可先用一幅二值标记图像 f_1 来表示细节图像 D 中的由 T_r 检测出的噪声点,即

$$f_1(i,j) = \begin{cases} 1 & g(i,j) > T_r \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

其中,1 表示噪声点。

可再用一幅二值标记图像 f_2 来表示细节图像 D 中的待测点,即

$$f_2(i,j) = \begin{cases} 1 & T_l \leq g(i,j) \leq T_r \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

其中,1 表示待测点。

下面给出在标记图像 f_2 的待测点中,区分噪声

点和图像细节点的方法,即

首先引入结构窗 W_k ,本文中使用的结构窗 W_k 是长度为 5 且具有 60 个结构的一组结构窗模板,其表示为 W_1, W_2, \dots, W_{60} ,图 1 给出了 60 个结构窗中

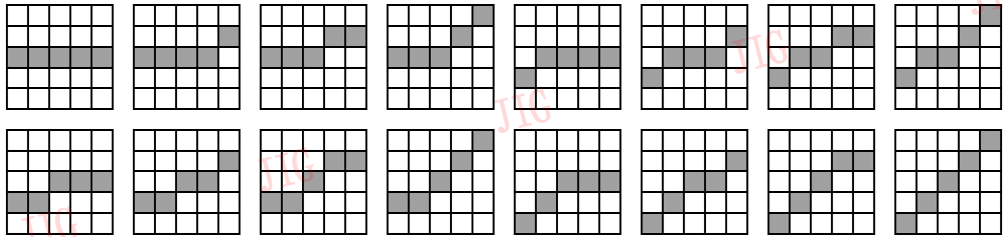


图 1 本文运用的 60 个结构窗中 16 个基本的结构(图中灰色表示 1,白色表示 0)

Fig. 1 Sixteen of the sixty structure windows used in our algorithm

(The value of gray ones is 1, The value of white ones is 0)

对于灰度值 $f_2(i, j) = 1$ 的待测点 (i, j) ,可先用每一个结构窗与其 5×5 的邻域做对应元素相乘,然后累加求和,即

$$C_k(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 f_2(i+m, j+n) W_k(m, n) \quad (22)$$

如果待测点 (i, j) 在几何结构区域,那么 60 个结构窗与其 5×5 的邻域相乘后的累加和 $C_k(i, j)$ 中,至少有一个为 5,而如果是噪声点,则由于噪声点是孤立的,不具有几何结构,而且第 1 步 T_1 的噪声检测又去除了大部分的噪声,因此不会满足 C_k 为 5 的情况。可通过定义二值标记图像 f_3 来表示二值图像 f_2 中 $f_2(i, j) = 1$ 的待测点 (i, j) 的细节检测结果,即

$$f_3(i, j) = \begin{cases} 1 & \max(C_k(i, j)) = 5 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

由于式(23)中的 1 表示待测点为细节部分,所以待测点中的噪声部分可以表示为

$$f_4 = f_2 - f_3 \quad (24)$$

$f_4(i, j)$ 中的 1 表示待测点为噪声点。

细节图像噪声检测的最终结果由 f_1 和 f_4 两部分组成,可以表示为

$$F = f_1 + f_4 \quad (25)$$

二值图像 F 为细节图像噪声的检测结果,其中 1 表示点 (i, j) 为噪声点,0 表示点 (i, j) 为未受噪声污染的像素点。

2.4 细节图像滤波和修正

当得到了细节图像的噪声检测标记图像 F 后,

基本的 16 个结构窗 W_1, \dots, W_{16} ,其余的结构可以分别通过 W_1, \dots, W_{16} 对称和旋转 90° 得到。由图 1 可以看出,如果有一条细线通过这个 5×5 窗的中心,则给出的 60 个结构已包含了所有可能出现的几何结构。

就可只对细节图像中的噪声点进行滤波,而非噪声点进行保留,即可得到修正图像

$$M(i, j) = F(i, j)\xi(i, j) + (1 - F(i, j))\hat{D}(i, j) \quad (26)$$

其中, $\xi(i, j)$ 为对噪声点 (i, j) 进行滤波的结果。滤波时,可只对噪声点的 3×3 邻域内未受污染的像素点进行中值滤波。

然后用修正图像 M 来修正中值滤波的结果 Y ,即得到最终的处理结果

$$\hat{S} = Y + M \quad (27)$$

3 实验与结果分析

本文以 Lena 和 Boat 图像为例,采用 PSM 算法、SWM-I 算法、TSM 算法进行去噪。实验结果比较表明,本文算法在脉冲噪声去除方面具有明显的优势。实验是采用 8bits 的 512×512 的 Lena 和 Boat 灰度图像。

表 1 给出了采用本文的噪声率估计方法得到的不同图像、不同噪声率时的噪声率估计结果,表中的噪声率估计结果均为 50 次实验的平均值。

由表 1 可以看出,采用本文给出的噪声率估计方法对不同图像、不同噪声率的情况,均有很好的估计结果。

为了保护细节,由于本文是采用 3×3 窗的中值滤波,所以一次滤波不能完全去除脉冲噪声,需要用本文算法对图像进行重复滤波,为减少运算,可先用下面的方法来判断是否需要继续滤波:

表 1 不同图像不同噪声率时的噪声率估计结果

Tab. 1 The results of the noise ratio estimation of different images and different noise ratios

测试图像	不同噪声率时噪声率的估计结果 (%)			
	10	20	30	40
Lena	10.04	20.02	29.96	39.95
Boat	10.63	20.70	30.61	40.78
Bridge	9.81	19.75	29.71	39.66
Goldhill	9.95	19.89	29.96	40.01
Barbara	10.05	20.13	30.15	40.05
Einstein	9.93	19.87	30.02	39.95
Baboon	10.24	20.40	30.41	40.31

对第 i 次滤波的结果 \hat{S}_i , 可再通过对其进行检测滤波来得到 \hat{S}_{i+1} , 然后求

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j (\hat{S}_i(i, j) - \hat{S}_{i+1}(i, j))^2 \quad (28)$$

如果 $MSE \leq 1$, 则输出结果 \hat{S}_i , 并停止滤波, 否则继续该滤波过程。

表 2 给出了 PSM 算法、SWM-I 算法、TSM 算法和本文算法对 Lena 和 Boat 含噪图像进行处理后的峰值信噪比 (PSNR), 而且各种算法均对图像进行了延拓。

从表 2 中可以看出, 本文算法对不同噪声率的图像均有较好的去噪效果, 尤其是在噪声率较大的时候, 去噪效果明显优于其他的算法。

表 2 不同算法去噪后图像的 PSNR 值比较

Tab. 2 Comparative restoration results in PSNR for different algorithms

测试图像	算法	去噪后图像的 PSNR 值 (dB)	
		噪声密度 20%	噪声密度 40%
Lena	PSM	27.31	24.73
	SWM-I	31.62	24.33
	TSM	32.28	24.69
	本文算法	32.73	27.92
Boat	PSM	26.54	23.69
	SWM-I	29.00	23.33
	TSM	29.11	23.54
	本文算法	29.01	25.47

图 2 和图 3 给出了噪声率为 30% 时, PSM 算法、SWM-I 算法、TSM 算法和本文算法对 Lena 图像和 Boat 图像进行去噪处理的结果。

由图 2 可以看出, 对局部比较光滑的图像 (如图 2 所示), 本文算法的去噪效果比其他的几种算法具有明显的优势。

对含有较多边缘结构的图像 (如图 3 所示), PSM 算法和 SWM-I 算法均不能彻底地去除噪声点, 而本文的算法与 TSM 算法则具有较好的去噪效果。

可见, 本文的算法尤其适合处理局部光滑的图像和含有一定边缘几何结构的图像, 即使噪声率较大时, 也能得到很好的去噪效果。

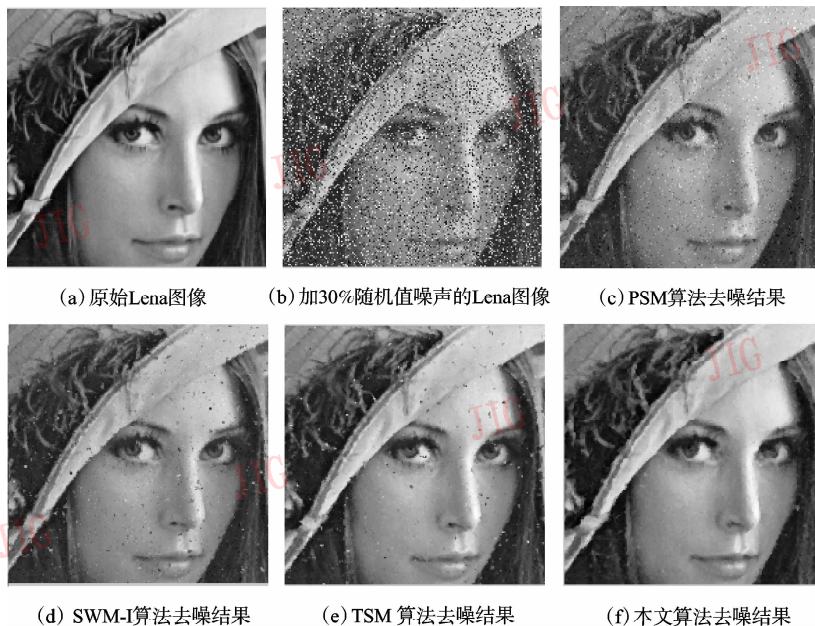


图 2 噪声率为 30% 时, 不同算法对 Lena 图像进行去噪处理的结果

Fig. 2 The results of different methods on Lena with 30% noise

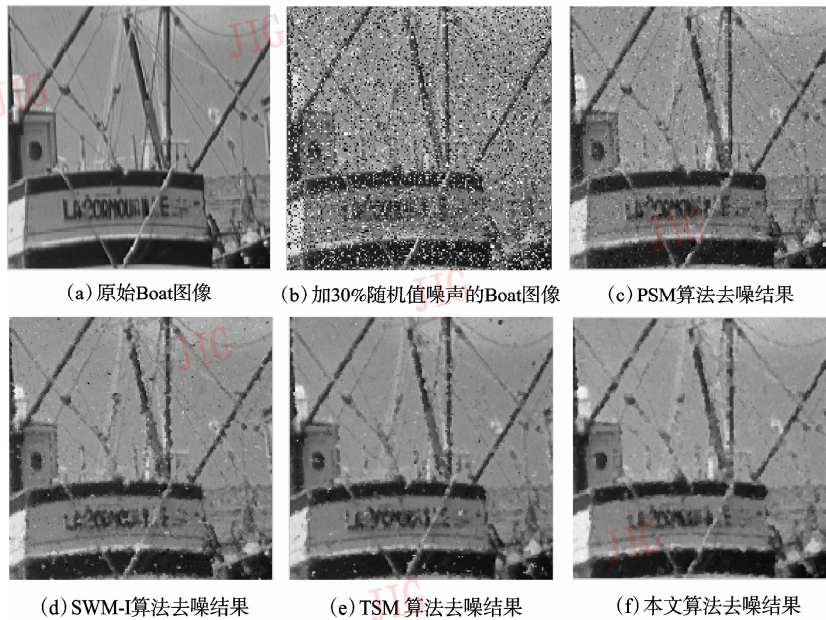


图3 噪声率为30%,不同算法对 Boat 图像进行去噪处理的结果

Fig. 3 The results of different methods on Boat with 30% noise

4 结 论

利用几何结构检测去除随机值脉冲噪声的方法,不仅能够自适应地选择两个分类门限,并且能利用结构窗对细节图像进行几何结构检测。由于这种处理方式不但解决了传统方法门限值选取的困难,而且在很大程度上保护了图像的边缘几何结构,所以这种方法尤其适合处理局部光滑的图像和含有一定边缘几何结构的图像,对处理噪声率较大的图像效果尤佳。

参考文献 (References)

1 Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing [J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4): 341~347.

2 Wang Z, Zhang D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II, 1999, 46(1): 78~80.

3 Chen T, Ma K K, Chen L H. Tri-state median filter for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(12): 1834~1838.

4 Xiao Xiao-kui, Li Shao-fa. Detail-preserving approach for impulse noise removal from images [A]. In: Proceedings of the IEEE Fourth International Conference on Computer and Information Technology [C], Wuhan, China, 2004.

5 Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing (Second Edition) [M]. Englewood Cliffs, New Jersey, USA: Prentice Hall, 2002.