

## 基于灰度密度和四方向的随机脉冲噪声检测

郭远华 周贤林

(四川师范大学数学与软件科学学院 成都 610066)

**摘要** 提高检测正确率的同时降低漏检率和错检率是脉冲噪声检测过程中的难点。提出了两阶段的检测方法,第一阶段,根据窗口中心点的灰度密度小于某阈值检测噪声,分 5 次迭代,对每次检测到的噪声进行中值滤波,滤波图像作为下一次检测的输入图像;第二阶段,用窗口 4 个方向检测噪声,并根据 MAD 值自适应设定阈值。以  $512 \times 512$  的 Lena 和 Boat 为测试对象,添加 10% 至 50% 的随机脉冲噪声进行仿真实验,结果表明,随着噪声密度的增加,错检数都稳定在较低值,漏检数保持在理论上的低值。

**关键词** 图像去噪,随机脉冲噪声,噪声检测,灰度密度

中图分类号 TP391 文献标识码 A

### Random-valued Impulse Noise Detection Based on Pixel-valued Density and Four Directions

GUO Yuan-hua ZHOU Xian-lin

(Institute of Mathematics and Software Science, Sichuan Normal University, Chengdu 610066, China)

**Abstract** Improving correction detection, meanwhile decreasing miss detection and false alarm is a challenge in random-valued impulse noise detection. A two stages noise detection algorithm was proposed, at first stage, noisy pixels were detected when their pixel-value density was less than certain threshold, this stage included five iterations, noise pixels were removed through median filtering in every iteration, and the filtered images were the input images for next iterations. At second stage, noisy pixels were detected through four directions, and adaptive threshold was based on MAD. The test images were  $512 \times 512$  Lena and Boat added by random-valued impulse noise from 10% to 50%. Simulations indicate that with the increase of noise density, false alarm remains low and miss detection remains theoretical low level.

**Keywords** Image denoising, Random-valued impulse noise, Noise detection, Pixel-value density

脉冲噪声是图像去噪领域的主要处理对象之一。脉冲噪声会替代图像中的部分像素而保持图像的另一部分像素不变,噪声像素不包含有用的信息。中值滤波是去除脉冲噪声的代表性方法之一,基于它的简单性和有效性,学者们提出了很多改进方法,例如加权中值滤波、中心加权中值滤波等。中值滤波处理所有像素必然会模糊图像和破坏细节,为了克服这一问题, Sun 和 Neuvo 提出了开关中值滤波 (Switching Median Filter, SWM)<sup>[1]</sup>。SWM 算法分为检测和滤波两个步骤,通过窗口内的中值与中心点的绝对差值判断中心点是否为噪声点,对噪声点以窗口内中值取代噪声像素而非噪声点保持不变,但其对图像不同区域采用相同的阈值,因此缺少自适应性,适合低密度噪声检测。SWM 比标准中值滤波有显著改进,随后也涌现出了很多不同的噪声检测算法。Abreu 等<sup>[2]</sup>提出的 ROM 方法将中心点与排序后的邻域灰度值作差并设定多个阈值检测噪声,但 ROM 需要复杂的参数训练且未能有效降低漏检数。Wang 等<sup>[3]</sup>提出的递进开关中值滤波 (Progressive Switching Median Filter, PSMF) 通过中心点与中值作差并循环检测噪声多遍,用于处理椒盐噪声而非随机脉冲噪声。Zhang 等<sup>[4]</sup>应用 4 个不同方向的拉普拉斯算子,选择卷积最小的方向并设定阈值检测噪声,该方法能保护线性细节但未能有效降低漏检数。Ng 等<sup>[5]</sup>提出的 BDND 方法

将窗口内的像素点排序后作差,根据差值将像素点分为 3 个区域,窗口中心像素在中间区域内则为正常点,若在  $21 \times 21$  窗口中检测为噪声,则在  $3 \times 3$  窗口进一步检测。本质上讲, BDND 是基于排序、差值变化和分区间的算法。Garnett 等<sup>[6]</sup>提出的 ROAD 方法对中心点与其邻域灰度值作差并取绝对值后升序排列,将序列中的前若干项相加计算出 ROAD 值,其漏检和错检有进一步压缩的空间。Akkoul 等<sup>[7]</sup>计算局部窗口的加权方差并根据方差多遍检测噪声,缺点是算法时间复杂度较高。Dong 等<sup>[8]</sup>提出的 DWM 是一种综合的脉冲噪声检测方法,结合了方向检测、加权检测、加权中值滤波和迭代检测等数种方法,有良好的检测效果。祁冰露等<sup>[9]</sup>通过全局和局部二级灰度值统计方法来确定噪声边界,但其只适用于检测分布在灰度值两端小范围的随机值噪声。李文忠等<sup>[10]</sup>引入信息熵计算流数据各维属性的信息增益,并进一步计算离群熵来检测噪声,该方法有较高的准确性和和较好的泛化能力。

先检测然后有针对性地处理噪声的两步法是去除脉冲噪声的主要方法,其难点是准确地检测噪声,即要降低漏检和错检。漏检是将噪声判定为非噪声,而错检是将非噪声判定为噪声。目前,由于椒盐脉冲噪声灰度值分布的特殊性,此类噪声检测已经取得很好的效果;但是对于随机脉冲噪声,减少漏

本文受四川师范大学自然科学基金(15YB008)资助。

郭远华(1978—),男,博士,讲师,主要研究方向为机器证明、数字图像去噪、智能算法等, E-mail: gyhua2003@126.com;周贤林(1982—),女,硕士,讲师,主要研究方向为信息安全、算法分析。

检和错检仍然具有挑战性。针对在 $[0, 255]$ 大范围分布的随机脉冲噪声,本文提出了基于灰度密度的随机脉冲噪声检测,即先在多级灰度窗口用灰度密度检测噪声,对剩余点用局部4方向结合MAD检测噪声。

### 1 基于灰度密度的随机脉冲噪声检测

图像局部区域的灰度值具有相似性,与正常点相比,脉冲噪声的灰度相似点数量少,据此可以检测部分噪声点。清晰图像局部区域的灰度值差绝对值集中在20以内,因此选择在相似区间 $[V-20, V+20]$ 检测窗口中心点的相似点数量,称为灰度密度, $V$ 是窗口中心点灰度值。算法前4步的检测依据是当中心点的密度为0时,将其判定为噪声点。测试表明,用多级窗口检测然后滤波再检测的迭代方法可以初步判定部分噪声点。经过上述处理,图像中还存在灰度值相近的噪声簇,一般情况下,此种噪声在局部区域的密度要比正常点小。因此,随后在 $9 \times 9$ 的窗口设定灰度密度小于10为噪声。至此,大部分明显的噪声已经检测出来,剩下少数明显噪声和部分与正常值接近的温和噪声。对于余下的待检测点,中心点与4个方向的邻域点作差,选择最小的绝对差值与结合MAD的自适应阈值作比较,判定剩余的明显噪声点。具体算法如下:

1)用 $9 \times 9$ 窗口计算中心点的灰度密度,若密度为0,则中心点为噪声点。对图像中的噪声点进行 $9 \times 9$ 中值滤波,其结果作为下一步处理的输入图像。

2)依次用 $7 \times 7, 5 \times 5, 3 \times 3$ 窗口重复前面的过程。

3)在上一步中值滤波的基础上,在 $9 \times 9$ 的窗口检测噪声,若密度小于10,则中心点为噪声。对图像中的噪声点进行 $5 \times 5$ 中值滤波,其结果作为下一步处理的输入图像。

4)在 $5 \times 5$ 的窗口中计算中值滤波后图像的MAD。对于未检测为噪声点的每个像素点,在 $5 \times 5$ 窗口中的4个方向上分别计算每个方向上的灰度值和中心灰度值的差值之和,若最小差值大于 $20 + 5 \times MAD(i, j)$ , (其中 $MAD(i, j)$ 表示中心点的MAD值),则中心点为噪声点。

$5 \times 5$ 窗口中的4个方向如图1所示。本文的测试表明,以 $20 + 5 \times MAD(i, j)$ 为自适应阈值能相对较好地平衡噪声检测的正确率、漏检率和错检率。

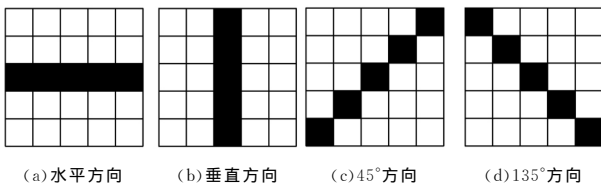


图1  $5 \times 5$ 窗口的4个方向

算法中采用了非固定大小窗口,为了便于讨论时间复杂度,假定窗口边长为 $N$ 。算法的前5遍检测中,中心点与邻域点的作差的时间复杂度为 $N^2 - 1$ ;若中心点判定为噪声,中值滤波的复杂度为 $2N^2 \log N$ 。计算MAD时,2次中值滤波的复杂度均为 $2N^2 \log N$ ;中心点与邻域点作差的复杂度为 $N^2 - 1$ 。4个方向检测只处理前5步中的正常点,其作差和求和的复杂度均为 $4(N-1)$ ,4个方向取小的比较次数为4。

### 2 实验分析

本文采用了Lena和Boat两幅 $512 \times 512$ 标准测试图。

Lena有足够的平滑、边界和面部细节区域,Boat有丰富的线性细节。

对密度为10%,20%,30%,40%和50%在 $[0, 255]$ 范围内的随机脉冲噪声进行了检测。检测的正确数、漏检数和错检数见表1和表2。算法前5次的正确率达90%以上,由于检测条件“苛刻”,错检数很低,漏检数较高。前5次检测出了“明显”的噪声;第6次检测“温和”的噪声,与前5次比,错检率显著上升。随着噪声密度的增加,第6次的错检率逐步下降,与算法的综合检测结果表明:错检数始终保持在很低的相近的数量;而漏检数显著增加。这种漏检的增加属于正常现象,有部分噪声点和其局部区域的正常点灰度值接近,降低这部分噪声的漏检必然导致错检数的增加。清晰图像局部区域的灰度值差绝对值主要集中在20以内。测试表明,10%噪声的Lena图和清晰Lena图作差,差值绝对值在20以内的噪声点有3825个,与3180的漏检数接近,而且漏检数更低。在20%,30%,40%,50%的环境下,这两个数量分别是7907和6747,11920和10192,15594和13870,19494和18598,漏检数都保持在低位。算法分6次迭代噪声检测并中值滤波。30%噪声的Lena和Boat,逐渐检测和去除噪声的过程如图2和图3所示。

表1 Lena的检测结果

P		10%	20%	30%	40%	50%
前5次检测	正确	20363	40307	59965	79800	96967
	漏检	5634	11820	18166	24672	33426
	错检	1492	1358	1229	1121	1110
第6次检测	正确	2454	5073	7974	10802	14828
	漏检	3180	6747	10192	13870	18598
	错检	2095	2334	2399	2501	2656
综合	正确	22817	45380	67939	90602	111795
	漏检	3180	6747	10192	13870	18598
	错检	3587	3692	3628	3622	3766

表2 Boat的检测结果

P		10%	20%	30%	40%	50%
前5次检测	正确	20016	39729	59531	78265	95038
	漏检	6028	12370	18823	26124	35447
	错检	2918	2556	2431	2152	2103
第6次检测	正确	2424	5077	7814	11086	15190
	漏检	3604	7293	11009	15038	20257
	错检	2732	3160	3395	3662	3840
综合	正确	22440	44806	67345	89351	110228
	漏检	3604	7293	11009	15038	20257
	错检	5650	5716	5826	5814	5943



图2 Lena多遍检测并中值滤波

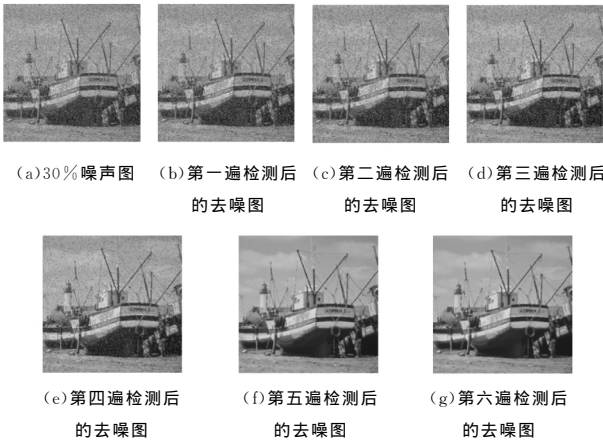


图3 Boat多遍检测并中值滤波

图4在清晰图的基础上以灰度值为255的白点直观表示错检点。其中图(a)、(c)是前5步检测中的错检点,图(b)、(d)是第6步检测中的错检点。前5步检测错检数少,且分布具有随机性;第6步检测错检数大,主要分布在细节和边界区域。与邻域正常点作差,部分正常点有较大灰度差值,而部分噪声点有较小差值,分别导致了前5步和第6步的错检。



图4 错检像素点分布

文献[5]中的测试表明,BDND对于高密度的椒盐脉冲噪声有很好的检测效果,见表3。BDND检测并 $5 \times 5$ 中值滤波30%噪声图像,结果如图5所示。

表3 BDND的检测结果

P		10%	20%	30%	40%	50%
Lena	正确	9472	18126	26950	36711	46028
	漏检	16525	34001	51181	67761	84365
	错检	74	131	274	349	739
Boat	正确	9167	17622	26137	35176	44687
	漏检	16877	34477	52217	69213	85798
	错检	144	120	314	572	894



图5 30%噪声图BDND检测并中值滤波

表3表明,BDND的错检率极低,即使噪声密度为50%,错检数也几乎可以忽略,但漏检数很高。测试表明,其漏检数约为本文方法的5倍。将漏检和错检相结合进行比较,可以得出本文方法远远优于BDND方法。

文献[8]中的DWM是一种集成了多种先进思想的方法,噪声检测结果如表4所列,从中可以看出其。正确数和漏检数与本文算法相当,但随着噪声密度的增大,错检数迅速增加。DWM迭代检测并 $5 \times 5$ 迭代中值滤波30%噪声图像,结

果如图6所示。由于其错检数比本文算法的高,滤波后的图像比图2(e)中的图像略平滑。

表4 DWM的检测结果

P		10%	20%	30%	40%	50%
Lena	正确	22046	43817	67898	90768	116628
	漏检	3951	8310	10233	13704	13765
	错检	4702	4522	7489	7296	10726
Boat	正确	21900	43690	68287	90494	116102
	漏检	4144	8409	10067	13895	14383
	错检	9046	8989	14115	13473	18200



图6 30%噪声图DWM检测并中值滤波

结束语 本文方法是一种基于灰度密度和4方向自适应阈值两大阶段的脉冲噪声检测方法。由于部分噪声点的孤立性,通过逐步缩小窗口迭代的方法检测“明显”的噪声点,此阶段保持了很低的错检率;随后,为了保护图像细节,在窗口4方向根据MAD自适应检测“温和”噪声,此时错检率明显上升。综合而言,漏检率接近极限,进一步降低漏检率会增加错检率,随着噪声密度的增加,错检率稳定在低位。

## 参考文献

- [1] Sun T, Neuvo Y. Detail-Preserving Median Based Filters in Image Processing[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4): 341-347
- [2] Abreu E, Lightstone M, Mitra S K, et al. A New Efficient Approach for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6): 1012-1025
- [3] 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: Analog and Digital Signal Processing, 1999, 46(1): 78-80
- [4] Zhang S Q, Karim M A. A New Impulse Detector for Switching Median Filters [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(11): 360-363
- [5] Ng P E, Ma K K. A Switching Median Filter with Boundary Discriminative Noise Detection for Extremely Corrupted Images [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2006, 15(6): 1506-1516
- [6] Garnett R, Huegerich T, Chui C, et al. A Universal Noise Removal Algorithm with An Impulse Detector[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(11): 1747-1754
- [7] Akkoul S, Ledee R, Leconge R, et al. A New Adaptive Switching Median Filter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(6): 587-590
- [8] Dong Y Q, Xu S F. A New Directional Weighted Median Filter for Removal of Random-Valued Impulse Noise[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(3): 193-196
- [9] 祁冰露, 黄宴委, 陈少斌. 先进边界区分噪声检测的改进算法[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(7): 746-752
- [10] 李文忠, 左万利, 赫枫龄. 一种基于信息熵的多维流数据噪声检测算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(2): 191-194