

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)12-2112-05

论文索引信息: 单建华. 相似邻居数目图像脉冲噪声滤波算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(12): 2112-2116

# 相似邻居数目图像脉冲噪声滤波算法

单建华

(安徽工业大学机械工程学院, 马鞍山 243032)

**摘要:** 为了去除图像随机脉冲噪声的同时保留边缘, 提出一种新方法。该方法首先利用图像局部灰度相似性来构造相似邻居数目图, 一个像素的相似邻居数目在窗口内最大或数值较大, 才可能认为是没有受到噪声干扰的像素。根据噪声密度不同采用不同方法检测。实验结果表明, 阈值能适应性不同图像类型, 滤波结果优于大部分已有算法, 且算法复杂度低于大部分改进的中值滤波算法。

**关键词:** 图像去噪; 随机值脉冲噪声; 噪声率; 噪声检测

## Removal of impulse noise based on peer neighbor group

Shan Jianhua

(Department of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032 China)

**Abstract:** In this paper, a novel approach is proposed for removing and restoring random-valued impulse noise and preserving fine details at the same time. The impulse noise detection technique is presented, which is based on the so-called peer group concept. A pixel is noise-free only when its peer neighbor number is local maximum or large. Extensive simulations show that the proposed filter provides better performance than many of the existing filters and the computational complexity is lower than many of the median-based filters. In particular, the threshold is adaptive to different image types.

**Keywords:** image denoising; random-valued impulse noise; noise ratio; noise detection

## 0 引言

在数字图像的获取和传输过程中, 传感器和传输通道经常会产生噪声<sup>[1]</sup>。噪声的存在极大地降低了图像质量, 使得图像的后期处理如分割、特征提取和目标识别等变得困难, 因此对噪声图像进行滤波很重要。去除脉冲噪声, 就是使未被噪声污染的像素尽可能保持不变的前提下抑制噪声。脉冲噪声分两种: 固定和随机值脉冲噪声, 本文研究随机值脉冲噪声, 在 $[0, 255]$ 范围内均匀分布<sup>[2]</sup>。

中值滤波广泛用于脉冲噪声滤波, 中值滤波对

图像所有像素都不加区别的进行处理, 使没有受到噪声干扰的像素的灰度值也改变, 导致图像细节模糊。许多基于中值滤波的改进算法通过使用阈值来区分噪声像素和没有受到噪声干扰的像素, 只对噪声像素进行处理以提高性能, 如 PSM (progressive median)<sup>[1]</sup>, TSM (tri-state median)<sup>[3]</sup>。但这些算法都存在着最优阈值难于选取的问题, 因为最优阈值随着噪声密度和图像的变化而变化。

最新滤波方法如 EMROAD (efficient method based on the ROAD)<sup>[4]</sup>, PWMAD (pixel-wise MAD)<sup>[5]</sup>, UNR (universal noise removal)<sup>[6]</sup>, GS (几何结构法)<sup>[7]</sup>等, 在各种噪声密度下, 均采用同一种处

收稿日期: 2010-12-02; 修回日期: 2011-02-09

基金项目: 高等学校省级优秀青年人才基金项目(2010SQRL036ZD); 安徽省优秀青年科技基金项目(10040606Y23)。

第一作者简介: 单建华(1979—), 男, 副教授。2007 于中国科学技术大学获精密仪器专业博士学位, 主要研究方向为数字图像处理。E-mail: saintdavidshan@gmail.com。

理方法,易导致低密度下图像边缘模糊,高密度下噪声像素误判为没有受到噪声干扰的像素的概率增加。

可利用相似邻居概念进行滤波,文献[8]将满足具有一定相似邻居数目  $m$  的中心像素作为没有受到噪声干扰的像素,由于  $m$  恒定,这种方法难于提取边缘处没有受到噪声干扰的像素,造成细节模糊。文献[9]SNC(similar neighbor criterion)对每个中心像素都采用 3 个不同大小的窗口进行滤波,算法复杂度高。为了克服上述困难,本文也采用相似邻居概念进行滤波,根据噪声密度高低采用不同方法,采用同一窗口尺寸,且利用相似邻居图进行滤波,具有简单高效和保留图像细节的能力。

### 1 算法原理

脉冲噪声滤波算法通常都是基于以下两个假设:1)未受噪声污染的图像由平滑区域组成,平滑区域被边界分割;2)脉冲噪声像素灰度足够大于或小于邻域内像素灰度<sup>[10]</sup>。这两个假设也是相似邻居概念滤波的基础假设:平滑区像素灰度相近,邻域内相似像素数目多,噪声像素与邻域内灰度差异大,邻域内相似像素数目少。设像素  $x_j$  位于以像素  $x_i$  为中心的  $3 \times 3$  窗口内且不等于  $x_i$ ,如果  $x_j$  满足

$$\text{abs}(x_i - x_j) \leq T \quad (1)$$

$T$  为阈值,则称  $x_j$  为  $x_i$  的相似邻居, $x_i$  相似邻居数目为  $N_i$ , $N_i$  取值范围是 $[0,8]$ 。阈值  $T$  对  $N_i$  的影响较大,后面仿真结果给出最佳  $T$  取 20。图 1 是 Lena 图像在各种噪声密度下的邻居数目图,邻居数目图灰度为对应位置  $N_i$  的 20 倍,从图 1(a)可观察到图像平滑部分的  $N_i$  为 8,边缘处小于 3;受噪声干扰图像的邻居数目图也具有相似性质:平滑部分  $N_i$  大,边缘细节处  $N_i$  小,这与假设一致。邻居数目图平滑部分的暗点是噪声像素。

从图 1 可看出,噪声密度不同,邻居数目图存在明显差别:低噪声密度时,噪声像素  $N_i$  小,没有受到噪声干扰的像素  $N_i$  大,它们之间差别明显;高噪声密度时,噪声像素和没有受到噪声干扰的像素差别不明显,都较大。根据邻居数目图的这种特性,在不同噪声密度下分别采用不同方法,可有效提高算法性能。本文将噪声密度分为 3 类:噪声密度低于 20% 为低密度,高于 20% 低于 40% 为中等密度,高于 40% 为高密度。

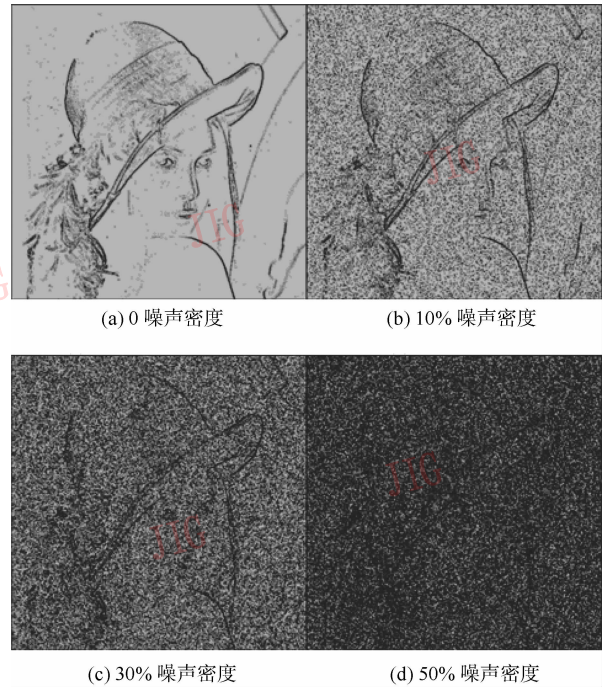


图 1 不同噪声密度下 Lena 邻居数目图  
Fig. 1 Neighbor number image of Lena with different noise rate

为了判断图像噪声密度高低,本文研究发现一个有趣现象,相似邻居数目为 0 的像素(孤立像素 isolate pixel)占图像总像素的比率  $R_{ip}$  可作为度量标准。研究了大量不同类型图像  $R_{ip}$  在各种噪声密度下的值,如表 1 所示,发现  $R_{ip}$  与图片类型关系不明显,细节最丰富的图像如 Walkbridge 比最缺乏细节的图像如 Cameraman,它们  $R_{ip}$  差值约为 1%,且  $R_{ip}$  与噪声密度的对数大致呈线性关系。据此采用如下数值决定噪声密度高低:当  $R_{ip}$  小于 13% 时,认为是低密度; $R_{ip}$  大于 13% 小于 20% 为中等密度, $R_{ip}$  大于 20% 为高密度。

表 1 噪声图像孤立像素比率  $R_{ip}$   
Tab. 1 Isolate pixel ratio  $R_{ip}$  of noise image

	Noise ratio/%				
	10	20	30	40	50
Cameraman	7.09	12.35	16.45	19.39	21.52
Lena	7.01	12.36	16.34	19.23	21.18
Jetplane	6.98	12.21	16.19	19.00	21.08
Pirate	6.89	11.93	15.79	18.72	20.76
Walkbridge	6.53	11.38	15.12	17.98	20.16

设以像素  $x_i$  为中心的  $3 \times 3$  窗口内最大邻居数目为  $N_{max}$ ,具有  $N_{max}$  的像素集合为  $J_{max}$ ,  $\text{num}(J_{max})$

表示集合  $J_{\max}$  元素数目,  $\text{any}(J_{\max})$  表示  $J_{\max}$  中任一元素,  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$  和  $T_4$  为阈值,  $SSP$  和  $ESP$  表示没有受到噪声干扰的像素, 其中  $SSP$  位于平滑区,  $ESP$  位于边缘;  $NP$  表示噪声像素。

低噪声密度时, 噪声像素  $N_i$  小于 4, 邻域窗口内  $N_i$  最大的像素是没有受到噪声干扰的像素, 根据这些特征进行滤波。算法流程如下:

```
if  $N_i > 4$  or  $x_i \in J_{\max}$  then  $x_i \in SSP$ 
elseif  $N_{\max} < 4$  &  $\text{abs}(x_i - \text{any}(J_{\max})) < T_1$ 
then  $x_i \in ESP$ 
```

```
else  $x_i \in NP$ 
```

中等噪声密度时, 噪声像素  $N_i$  大于 4 小于 6, 大于窗口内没有受到噪声干扰的像素  $N_i$ , 甚至属于  $J_{\max}$ 。算法流程如下:

```
if  $x_i \in J_{\max}$ 
if  $N_{\max} > 6$  then  $x_i \in SSP$ 
elseif  $N_{\max} = 5$  &  $\text{num}(J_{\max}) > 2$ 
then  $x_i \in SSP$ 
else  $x_i \in NP$ 
```

```
else
```

```
if  $N_i > 4$  then  $x_i \in SSP$ 
elseif  $N_{\max} = (3 \text{ or } 4)$  &  $\text{num}(J_{\max}) = 1$  &
 $\text{abs}(x_i - \text{any}(J_{\max})) < T_2$ 
then  $x_i \in ESP$ 
```

```
else  $x_i \in NP$ 
```

高噪声密度时, 邻居数目图与中等噪声密度的类似, 算法流程如下:

```
if  $x_i \in J_{\max}$ 
if  $N_{\max} > 6$  then  $x_i \in SSP$ 
elseif  $N_{\max} = 5$  &  $\text{num}(J_{\max}) > 2$  then  $x_i \in SSP$ 
else  $x_i \in NP$ 
```

```
else
```

```
if  $N_i > 4$  then  $x_i \in SSP$ 
elseif  $N_{\max} > 4$  &  $\text{abs}(x_i - \text{any}(J_{\max})) < T_3$ 
then  $x_i \in SSP$ 
```

```
else  $x_i \in NP$ 
```

记上述方法检测出的没有受到噪声干扰的像素集合为  $P_{\text{org-first}}$ 。由于存在漏判, 漏判的没有受到噪声干扰的像素可由  $P_{\text{org-first}}$  检测出。设像素  $x_i$  不是  $P_{\text{org-first}}$  中像素, 如果以  $x_i$  为中心  $3 \times 3$  窗口  $W$  内存在  $P_{\text{org-first}}$  中像素, 且这些像素平均值和  $x_i$  相近, 则  $x_i$  为没有受到噪声干扰的像素。

$$\text{num}(sp_w) > 0 \ \& \ \text{abs}(x_i - \text{mean}(sp_w)) < T_4 \quad (2)$$

式中,  $sp_w$  为窗口  $W$  内  $P_{\text{org-first}}$  中像素,  $\text{mean}$  为平均值。

在噪声图像恢复阶段, 没有受到噪声干扰的像素灰度不变, 噪声像素灰度为  $3 \times 3$  窗口内没有受到噪声干扰的像素灰度的平均值。也可以采用其他复杂算法, 如高斯、中值、加权平均等, 效果更好, 但计算量大, 处理时间增加。

## 2 结果分析

以 8 bit 的  $512 \times 512$  各种图片为例, 与各种算法进行比较, 来验证本算法的优势。采用峰值信噪比 PSNR 作为衡量的客观标准。

表 2 给出了各种算法和本文算法对 Lena 噪声图像进行处理后的 PSNR, 可以看出, 低噪声密度时本算法优势明显; 中等噪声密度具有一定优势; 高噪声密度性能仅次于 SNC 方法。采用阈值具体为:  $T = 20$ ,  $T_1 = 25$ ,  $T_2 = 20$ ,  $T_3 = 10$ ,  $T_4 = 20$ 。

表 2 不同算法 Lena 图像滤波结果比较 PSNR  
Tab. 2 Comparison for various methods in PSNR

	Noise rate/%				
	20	30	40	50	60
PSM <sup>[1]</sup>	29.74	28.03	26.92	26.05	24.99
MSM <sup>[2]</sup>	34.34	31.13	28.01	25.30	23.19
TSM <sup>[3]</sup>	31.54	27.51	24.12	21.52	19.63
EM <sup>[4]</sup>	34.78	32.25	29.92	27.60	25.56
PWMAD <sup>[5]</sup>	30.9	26.45	22.65	20.08	18.06
UNR <sup>[6]</sup>	33.30	31.21	28.57	26.12	23.65
GS <sup>[7]</sup>	32.73		27.92		
SNC <sup>[9]</sup>	33.98	32.29	30.93	29.95	29.11
NEW	35.37	32.67	30.94	28.17	25.68

图 2 给出 Lena 图像在不同噪声密度下滤波结果; 20% 密度时没有亮斑或暗斑, 边缘细节保护良好; 40% 密度时存在少量亮斑或暗斑, 边缘细节保护较好; 60% 密度时存在一定亮斑或暗斑, 边缘细节模糊。图 3 给出不同图片在噪声密度为 40% 时的去噪结果, 与 Lena 结果相似。

为了研究阈值  $T$  对滤波结果的影响,选取 Lena 和 Walkbridge 图像, Lena 图像的细节较少而 Walkbridge 细节较多,它们能代表图像类型的极限。表 3 给出只改变阈值  $T$  时不同噪声密度下的滤波结果。首先不同的阈值对滤波结果影响较大,因为阈值直接影响到像素的相似邻居数目;其次阈值在小范围内浮动如 10 对滤波结果影响很小;最后最佳阈值对不同图像类型稍有不同。1) 对于 Lena 细节较少的图像来说,最佳阈值 20 适应各种噪声密度;

2) 对于 Walkbridge 细节丰富的图像来说,低密度时最佳阈值为 40,中等密度时最佳阈值为 30,高密度时最佳阈值为 20。综上分析,可得出结论,阈值 20 能适应各种图像类型并取得较佳滤波效果。

最后本文算法与文献[10]对 Lena 和 Walkbridge 图像进行滤波结果比较,文献[10]因能保留图像细节而闻名,采用  $5 \times 5$  窗口,阈值 116;本算法阈值采用 20。表 4 给出结果,可见本算法具有明显优势,对于 Lena 这样细节较少的图像优势更明显。

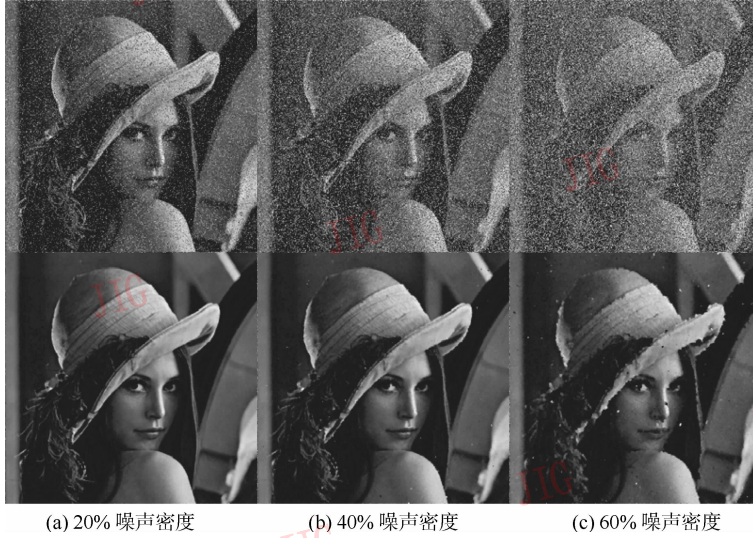


图 2 不同噪声密度下 Lena 滤波结果

Fig. 2 Restoration performances of Lena image with different noise rate

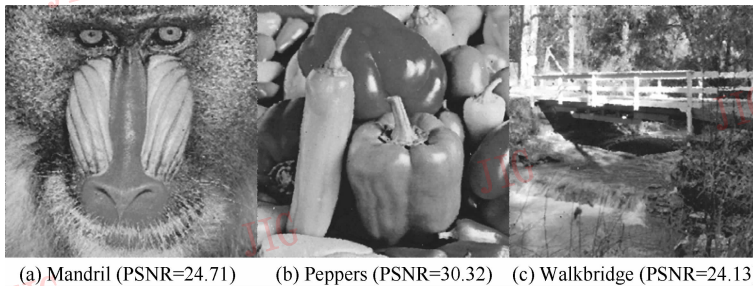


图 3 40% 噪声密度时不同图片滤波结果

Fig. 3 Restoration for corrupted images with 40% noise rate

表 3 Lena 和 Walkbridge 图像不同阈值  $T$  滤波结果 PSNR

Tab. 3 Dependence of the PSNR on the parameter  $T$  on the images Lena and Walkbridge

T/%	Lena								Walkbridge							
	5	10	20	30	40	50	60	70	5	10	20	30	40	50	60	70
10	37.67	<b>37.76</b>	<b>37.91</b>	36.80	35.06	32.79	30.85	29.14	25.03	27.84	27.90	28.75	<b>29.73</b>	<b>29.71</b>	28.78	27.52
20	32.39	33.67	<b>35.37</b>	<b>34.10</b>	31.74	29.61	27.52	25.80	21.65	25.27	27.14	<b>27.21</b>	<b>27.45</b>	26.93	25.62	24.28
30	27.50	29.70	<b>32.67</b>	<b>31.26</b>	29.26	26.93	24.81	23.36	20.67	22.30	25.39	<b>25.78</b>	<b>25.66</b>	24.79	23.40	22.14
40	25.73	28.48	<b>30.94</b>	<b>29.65</b>	25.72	23.78	22.17	20.59	18.29	21.46	<b>24.13</b>	<b>24.01</b>	23.72	22.64	21.45	20.15
50	23.75	<b>26.57</b>	<b>28.17</b>	26.43	21.77	20.50	19.25	17.94	17.74	19.98	<b>22.08</b>	<b>21.42</b>	21.13	20.39	19.36	18.28
60	21.60	<b>23.91</b>	<b>25.68</b>	22.25	17.74	17.13	16.33	15.39	15.84	18.28	<b>20.57</b>	<b>20.56</b>	18.40	18.06	17.32	16.33

表4 与文献[10]比较 PSNR

Tab.4 PSNR values compare with ref[10] on the images Lena and Walkbridge

	Lena Noise rate/%						Walkbridge Noise rate/%					
	10	20	30	40	50	60	10	20	30	40	50	60
FSM <sup>[10]</sup>	31.62	26.59	23.10	20.33	17.79	15.52	27.88	24.88	22.49	20.36	18.64	16.85
NEW	37.91	35.37	32.67	30.94	28.17	25.68	27.90	27.14	25.39	24.13	22.08	20.57

### 3 算法时间复杂度分析

对于每个像素,计算相似邻居数目需8次减法/比较。检测阶段流程复杂,与各分支的概率相关,进行简化处理。计算 $3 \times 3$ 邻域相似邻居数目最大值需8次比较,其他流程假设需4次比较。恢复阶段噪声像素需 $9p(1-p)$ 次加法和 $p$ 次除法, $p$ 为噪声密度。所以每个像素平均所需计算量为8减法/比较+12比较+ $9p(1-p)$ 加法+ $p$ 除法

基于中值滤波的各种改进算法的复杂度以文献[10]较快,每个像素平均所需计算量为

19加法或减法+( $18p \log 3 + 4$ )比较/交换

假设减法/比较和比较/交换运算相同且等效于2次加法,比较和加法相同,除法等效于5次加法。则本文算法在各种噪声密度下均快于文献[10]。

### 4 结论

提出一种新的基于相似邻居数目的脉冲噪声滤波方法,一个像素的相似邻居数目在窗口内最大或数值较大,才可能认为是没有受到噪声干扰的像素。通过对不同类型、不同密度噪声图像的滤波实验表明,本文算法在噪声去除和边缘保持上都取得了较好的结果,优于大部分滤波算法,并且算法的复杂度较低。

#### 参考文献(References)

[1] 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.

[2] Chen T, Wu H R. Space variant median filters for the restoration of impulse noise corrupted images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II, 2001, 48(8): 784-789.

[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] Luo W, Dang D. An efficient method for the removal of impulse noise [C]//IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC, USA: IEEE, 2006, 2601-2604.

[5] Crnojevic V, Senk V, Trpovski Z. Advanced impulse detection based on pixel-wise MAD [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(7): 589-592.

[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] Shang Zeli, Shui Penglang, Wang Xiaolong. Removal of random valued impulse images using detection geometric structure [J]. Journal of Image and Graphics of China, 2008, 13(7): 1292-1297. [商泽利,水鹏朗,王小龙.利用几何结构检测去除图像中的随机值脉冲噪声[J].中国图象图形学报,2008,13(7):1292-1297.]

[8] Smolka B, Chydzinski A. Fast detection and impulsive noise removal in color images [J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(5/6): 389-402.

[9] Ali Said Awad, Hong Man. Similar neighbor criterion for impulse noise removal in images [J]. Int. J. Electron. Commun. (AEU), 2010, 64(5): 904-915.

[10] Zhang S, Karim M A. A new impulse detector for switching median filters [J]. IEEE Signal Process. Lett, 2002, 9(11): 360-363.