

# 高效快速的随机值脉冲噪声去除算法

陈庆强<sup>1</sup>, 蔡文培<sup>1</sup>, 邹复民<sup>2</sup>

(1.福建工程学院 信息科学与工程学院, 福建 福州 350118;

2.福建工程学院 福建省汽车电子与电驱动技术重点实验室, 福建 福州 350118)

**摘要:** 提出一种既能快速去除图像随机脉冲噪声又能较好地保留边缘细节信息的一种新方法。该方法首先利用图像局部灰度相似性特征,对于任一像素,根据其与其邻域内像素相近的个数和与其相近像素本身在邻域内的相似情况,将各像素分为噪声点、疑似噪声点和信号点,对疑似噪声点根据其是否为邻域内的极值将其分为噪声点和信号点。对于信号点不做任何处理,而对于噪声点则按照一种基于欧拉距离的自适应加权均值滤波算法进行处理。实验结果表明,算法能够快速高效地滤除随机脉冲噪声,且无需人为修改相关参数和“门坎”值,综合性能优良,特别适用于对实时性要求较高的图像处理系统。

**关键词:** 随机值脉冲噪声; 噪声检测; 欧拉距离; 图像滤波; 自适应

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1672-4348(2018)03-0242-06

## Algorithm of the effective and quick removal of random impulse noises

CHEN Qingqiang<sup>1</sup>, CAI Wenpei<sup>1</sup>, ZOU Fumin<sup>2</sup>

(1.School of Information Science and Engineering, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2.Fujian Key Laboratory for Automotive Electronics and Electric Drive, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China)

**Abstract:** A new algorithm was put forward that can remove random impulse noises quickly and retain edge details well. The method first utilized the local gray-scale similarity of the image. According to the number of pixels in the neighbourhood of a certain pixel and its similarity with its neighbouring ones, the pixels could be classified into noise pixels, suspected noise pixels and signal pixels. The suspected noise pixels were then divided into noise pixels and signal pixels according to whether they were the extremum in the neighborhood. Signal pixels would not be processed, while noise pixels were processed with an adaptive weight-mean filtering algorithm based on Euler distance. Experimental results indicate that the proposed algorithm can filter out random impulse noises quickly and effectively. Moreover, it does not need manual adjustment of the parameters and thresholds. The proposed method achieves good comprehensive performances, and it is particularly suitable for image processing systems with high real-time requirements.

**Keywords:** random impulse noise; noise pixel detection; Euler distance; image filtering; self-adaption

数字图像在获取和传输过程中,传感器和传输通道经常会产生脉冲噪声<sup>[1]</sup>。脉冲噪声对图像的损害很严重,即使少量的噪声也会极大地降低图像的质量,严重影响图像边缘检测、分割、特

征提取、分析和识别等图像的后续处理<sup>[2]</sup>。因此,滤除图像中的脉冲噪声是图像预处理中一项非常重要的工作。脉冲噪声分两种:即固定值和随机值脉冲噪声,固定值脉冲噪声的检测比较容

收稿日期: 2018-02-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61304199)

第一作者简介: 陈庆强(1965-),男,福建仙游人,副教授,硕士,研究方向:数字图像处理和嵌入式系统开发等。

易,算法也比较成熟。本文研究检测难度大的随机值脉冲噪声,即对于一个具有 256 灰度等级的数字图像,其噪声像素灰度值均匀分布在  $[0, 255]$  范围内。

由 Tukey 提出的中值滤波<sup>[3]</sup>是一种有效的滤除脉冲噪声的非线性滤波器,它在滤除噪声的同时能在一定程度上保护图像细节。中心加权中值滤波算法<sup>[4]</sup>和自适应型中心加权的的中值滤波算法<sup>[5]</sup>对传统中值滤波算法做了一些改进,在保护图像细节信息方面得到一定的提高。但由于它们对噪声点和非噪声点采取相同的处理方法,因此,在去除噪声的同时也改变了一些非噪声点的灰度值,造成图像的模糊。Sun 和 Neuvo 率先提出了开关中值滤波算法<sup>[6]</sup>,其算法思路是:首先根据特定的判别标准将全部像素分为噪声  $N$  和信号  $S$ ;然后对噪声和信号进行分别处理:对于信号,保持原值不变;对于噪声,根据空间相关性由其邻域的中值取代。随之又有许多开关中值滤波的改进算法被提出,如 PSM<sup>[7]</sup>、TSM<sup>[8]</sup>、ACWM-EPR<sup>[9]</sup>、ROAD-Trilateral Filter<sup>[10]</sup>、ROLD-EPR<sup>[11]</sup>、CWP<sup>[12]</sup>、DWM<sup>[13]</sup>、SPF<sup>[14]</sup>和 DWFTD<sup>[15]</sup>等。这些算法的图像恢复能力明显优于一般中值滤波算法。但是,其算法比较复杂,时间开销比较大,难以满足基于嵌入式的图像实时处理系统。为减少去噪的时间开销,满足图像实时处理的需求,出现了 FAWMF<sup>[16]</sup>、IFAERS<sup>[17]</sup>和 IMFARH<sup>[18]</sup>等算法,这些算法时间开销虽然较少,但是,其图像恢复能力也较弱。

为了解决上述问题,本文提出了一种既能快速去除图像随机脉冲噪声又能较好地保留边缘细节信息的一种新方法。

## 1 噪声检测

一个优秀的噪声去除算法首先必须能准确地检测出噪声点,即算法应该有较高的噪声检测率和尽量低的误检率,这样才有可能获得理想的去噪效果。

利用图像局部灰度相似的特征是检测随机值脉冲噪声最常用的一种方法。在现有各种常见的算法中,其基本思想是根据待检测像素与邻域内像素相近的情况  $T_k$  判定其是否为噪声像素。如 CWP<sup>[12]</sup>算法,它根据待检测像素与各不同邻域内像素相近的个数多少,判定其是否为噪声像素。

由于对任一像素都采用固定的相近情况  $T_k$  作为噪声判定标准,这类算法存在如下缺点:(1)未充分考虑像素处于图像边界时的情况。当一个正常的像素处于图像边界时,显然其与邻域内像素相近的程度明显弱一些,出现较低的噪声检测率;(2)未考虑干扰率。当干扰率低时,会出现较高的误检率,当干扰率高时,会出现较低的噪声检测率;(3)需要检测的邻域窗口大,达到  $7 \times 7$  以上,从而导致算法时间开销大,效率低。

### 1.1 基本思想

(1)对于一个未受干扰的信号点,若其处于图像的平坦区域,则在其邻域内必定存在  $k_1$  个足够多的相近像素;若其处于图像的边界区域,则在其邻域内必定存在  $k_2 (k_2 < k_1)$  个一定数量的相近像素集合  $N$ ,并且对于集合  $N$  中的每一个像素,其邻域内也必定存在一定数量的相近像素。通过这一特征的判断,可以将待判像素分为信号像素、噪声像素和疑似噪声像素。

(2)对于疑似噪声点,若其为邻域内的极值,则为噪声像素,否则为信号像素。

(3)算法通过一轮的运行可估算出图像的干扰率,根据干扰率的不同,算法采用重复迭代执行 1~4 次的方法,既最大程度检出噪声像素,又尽量减少时间开销。

### 1.2 算法具体实现

设图像  $G$  的大小为  $M \times N$ ,  $\Omega_{i,j}^L$  是以  $(i,j)$  为中心像素、区域为  $(2L+1) \times (2L+1)$  的窗口 ( $L$  为正整数)内的所有元素坐标的集合,即

$$\Omega_{i,j}^L = \{ (i,j) + (s,t) \mid -L \leq s, t \leq L \}$$

$R_{i,j}^L$  为集合  $\Omega_{i,j}^L$  中去除点  $(i,j)$  的元素坐标集合,即:

$$R_{i,j}^L = \{ \Omega_{i,j}^L / (i,j) \}$$

$Q_{i,j}^{s,t}$  为集合  $R_{i,j}^L$  中去除集合  $R_{i,j}^L$  中的元素坐标集合,即:

$$Q_{i,j}^{s,t} = R_{i,j}^L - R_{i,j}^L \quad (1)$$

其中  $L+1 \leq i \leq M-L, L+1 \leq j \leq N-L$ 。

设  $g(i,j)$  为  $(i,j)$  的像素值,对于  $(s,t) \in R_{i,j}^L$ , 定义:

$$D_{i,j}^{s,t} = \begin{cases} 1, & |g(s,t) - g(i,j)| \leq \varepsilon \\ 0, & |g(s,t) - g(i,j)| > \varepsilon \end{cases} \quad (2)$$

若  $D_{i,j}^{s,t} = 1$ ,则称像素点  $(i,j)$  与  $(s,t)$  为相似像素。在一幅未受干扰的图像中,对于任一像素

$(i, j)$ , 在  $R_{i,j}^L$  中存在多个相似像素。取  $L=1$ ,  $\varepsilon=18$ , 通过对标准 lena、barbara、baboon、goldhill 和 peppers 等图像的统计, 像素点  $(i, j)$  与  $(s, t)$  为相似像素的概率是  $[0.65, 0.93]^{[2]}$ 。

定义:

$$N(i, j) = \sum_{(s, t) \in R_{i,j}^L} D_{i,j}^{s,t} \quad (3)$$

$$M(s, t) = \sum_{(u, v) \in Q_{s,t}^L} D_{s,t}^{u,v} \quad (4)$$

即  $N(i, j)$  表示  $(i, j)$  与  $R_{i,j}^L$  相似像素的个数,  $M(s, t)$  表示  $(s, t)$  与  $Q_{s,t}^L$  相似像素的个数。

若  $(i, j)$  为信号点, 则在  $R_{i,j}^L$  中必然存在与  $(i, j)$  为相似像素的点  $(s_1, t_1), (s_2, t_2), \dots, (s_k, t_k)$ , 且  $k$  足够大 ( $k=N(i, j)$ )。同时, 对于与  $(i, j)$  相似的像素  $(s_m, t_m)$  ( $1 \leq m \leq k$ ), 其  $R_{s_m, t_m}^L$  中也会存在相似像素, 即在  $Q_{i,j}^{s_m, t_m}$  中存在相似像素的概率也较大,  $M(s, t)$  不等于 0 的概率较大。反之, 若  $(i, j)$  为噪声点, 则  $k$  值必然比较小,  $M(s, t)$  等于 0 的概率也比较大。

根据以上基本原理, 本文提出以下算法, 先将各像素分为噪声点、疑似噪声点和信号点。

对大小为  $M \times N$  的图像  $G$ , 设置数组  $F[M][N]$ , 当  $F(i, j) = 0$ , 表示点  $(i, j)$  为噪声点, 当  $F(i, j) = 1$ , 表示点  $(i, j)$  为信号点, 当  $F(i, j) = 2$ , 表示点  $(i, j)$  为疑似噪声点。

### 算法 1

对图像中的每一像素  $(i, j)$ :

- 1) 计算  $N(i, j)$ , 并获得其相似像素组坐标  $V = \{(s_1, t_1), (s_2, t_2), \dots, (s_k, t_k)\}$  (其中  $k = N(i, j)$ );
- 2) 若  $N(i, j) < 2$ , 则置  $F(i, j) = 0$ , 转 8);
- 3) 若  $N(i, j) > 3$ , 则置  $F(i, j) = 1$ , 转 8);
- 4) 置  $m = 1$ ;
- 5) 计算  $M(s_m, t_m)$ , 若  $M(s_m, t_m) > 0$ , 置  $F(i, j) = 2$ , 转 8);
- 6)  $m$  值加上 1, 若  $m < N(i, j)$ , 转 5);
- 7) 置  $F(i, j) = 0$ ;
- 8) 继续下一像素, 直到处理完所有像素。

对于依据图像局部灰度相似性特征判断出的疑似噪声点  $(i, j)$ , 可根据噪声像素值为邻域极值概率较大的特征进行进一步的判断。若  $g(i, j)$  为  $\Omega_{i,j}^L$  中的极值, 则认为其为噪声点, 否则其为信号点。其中  $L$  值取 1。

### 算法 2

对图像中的每一像素  $(i, j)$ :

- 1) 若  $F(i, j) \neq 2$ , 转 13);
- 2) 将  $R_{i,j}^L$  中的元素表示为  $V = \{(s_1, t_1), (s_2, t_2), \dots, (s_k, t_k)\}$ , 其中  $k = (2L+1)^2 - 1$ ;
- 3) 若  $g(i, j) = g(s_1, t_1)$ , 则转 12);
- 4) 置  $m = 2$ ;
- 5) 若  $g(i, j) > g(s_1, t_1)$ , 则转 9);
- 6) 若  $g(i, j) > g(s_m, t_m)$ , 则转 12);
- 7)  $m$  值加上 1, 若  $m < k$ , 转 6);
- 8) 置  $F(i, j) = 0$  转 13);
- 9) 若  $g(i, j) < g(s_m, t_m)$ , 则转 12);
- 10)  $m$  值加上 1, 若  $m < k$ , 转 9);
- 11) 置  $F(i, j) = 0$  转 13);
- 12) 置  $F(i, j) = 1$ ;
- 13) 继续下一像素, 直到处理完所有像素。

## 2 滤波

现有一般的中值或均值滤波算法存在如下缺点: (1) 滤波的邻域窗口大小难以确定, 若滤波邻域窗口过小, 则当干扰率较高时, 邻域内没有足够的信号点用于计算替代噪声点, 导致恢复值严重偏离实际值, 若滤波邻域窗口过大, 则会造成图像细节的严重丢失; (2) 邻域内的噪声点参与滤波值的计算, 影响图像恢复的质量; (3) 使用简单的中值或均值滤波算法, 总体上其恢复值与实际值的偏差较大。本文采用的滤波算法能较好地解决这些问题。

### 2.1 基本算法

通过算法 1 和算法 2, 便可检测出图像中的噪声点。滤波时, 对于任一像素点  $(i, j)$ , 其值可由式 (5) 计算获得。

$$f(i, j) = F(i, j) g(i, j) + (1 - F(i, j)) \text{eawm}(i, j) \quad (5)$$

即对于任一像素点  $(i, j)$ , 若其为噪声点, 则  $F(i, j) = 0$ , 恢复值  $f(i, j)$  用基于欧拉距离的自适应加权均值  $\text{eawm}(i, j)$  代替; 否则, 其为信号点,  $F(i, j) = 1$ , 像素值保持不变。

基于欧拉距离的自适应加权均值滤波算法的基本思路是: 对于噪声点  $(i, j)$ , 其值使用  $R_{i,j}^L$  中的信号像素值加权均值获得。同时采用自动确定  $L$  值的方法, 保证既使用尽量小的窗口又有足够数量的信号像素参与计算获得  $\text{eawm}(i, j)$ 。

$$\text{eawm}(i,j) = \frac{\sum_{(s,t) \in R_{i,j}^L} F(i+s,j+t)w(s,t)g(i+s,j+t)}{\sum_{(s,t) \in R_{i,j}^L} F(i+s,j+t)w(s,t)} \quad (6)$$

其中  $w(s,t) = \frac{4}{e^{k_{s,t}}}$ ,  $k_{s,t} = \sqrt{(s-i)^2 + (t-j)^2}$  为像素点  $(s,t)$  与中心像素点  $(i,j)$  之间的欧拉距离。

### 算法3

对图像中的每一像素  $(i,j)$ :

1) 若  $F(i,j) = 1$ , 转 7);

2) 置  $L = 1$ ;

3) 计算  $x = \sum_{(s,t) \in R_{i,j}^L} F(i+s,j+t)$ , 若  $x \geq 3$ , 转 5);

4) 若  $L = 3$ , 转 6); 否则,  $L$  值加上 1, 转 3);

5) 利用式(6)计算  $\text{eawm}(i,j)$ , 并将其作为噪声点  $(i,j)$  新的像素值  $f(i,j)$ , 转 7);

6) 用已处理的左上角 3 个像素的平均值替换噪声点  $(i,j)$  的像素值, 即用

$f(i,j) = (f(i-1,j-1) + f(i-1,j) + f(i,j-1)) / 3$  的值替换噪声点  $(i,j)$  的像素值;

7) 继续下一像素, 直到处理完所有像素。

## 2.2 改进算法

在算法 1-3 中, 若图像的干扰率低于 20%, 则可达到满意的结果。但是, 若干扰率高于 20%, 则需要对算法重复执行若干次才能达到满意的结果。为此, 可对算法进行以下改进。

(1) 可根据执行一轮基本算法后统计干扰像素点数, 预估出干扰率  $\eta$ , 然后根据  $\eta$  确定重复执行基本算法的次数  $r$ ,  $r = (\text{int})(\eta \times 100 / 10)$ , 当  $\eta \geq 40\%$  时,  $r$  取最大值 4。

(2) 为提高运行速度, 对在算法 1 中满足  $N(i,j) > 3$  的像素点, 确认其为信号点, 下一轮不再重新判断处理。

改进后的算法, 系统将实现自适应去噪, 并获得高质量的恢复图像。

## 3 实验结果与分析

为了验证本算法性能的优异性, 实验采用 8 bit 的  $512 \times 512$  标准 lena 图片处理为例, 与其他算法进行比较。峰值信噪比 (PSNR) 是常用的衡量图像失真的指标, 但是 PSNR 对某些图像进行质量评价时会与主观感知的质量产生较大的偏差。而结构相似法 (SSIM) 是一种基于结构信息

衡量原始图片与处理后图片之间相似程度的方法, 与主观质量评价关联性较强<sup>[19]</sup>。故采用 PSNR 和 SSIM 2 个指标作为衡量图像恢复质量的客观标准。CWP、DWM 和 SPF 算法均采用多次重复运行所获得的最佳滤波效果。表 1 为各算法对 lena 测试图在不同干扰率下的 PSNR、SSIM 和 Time 值。图 1 为各算法对 lena 测试图在干扰率为 40% 时的处理效果图。与其他算法对比, 本文算法的运行时间大幅度减少; 在中低噪声情况下, PSNR 和 SSIM 2 个指标也得到明显提高; 在高噪声情况下, PSNR 和 SSIM 值也仅略低于 DWM 算法。但是, DWM 算法的运行时间是本算法的 10 倍左右, 存在大量的噪声误判, 图像的边缘细节保护不佳, 且算法 PSNR 和 SSIM 是在已知未被污染的原图像的前提下获得的。

本实验的硬件环境为: intel(R) core(TM) i5-4 300 M cpu @ 2.60 GHz, 4 GB 内存的某品牌笔记本电脑, 软件环境为: Windows7 + vs2008 + opencv 2.4.4.0。

算法运行时间的获取方法是: 先调用 QueryPerformanceFrequency(&nFreq) 函数获得机器内部计时器的时钟频率 nFreq.QuadPart; 在各算法起始处调用 QueryPerformanceCounter(&nBeginTime) 获得初始计数值 nBeginTime.QuadPart, 在算法结束处调用 QueryPerformanceCounter(&nEndTime) 获得结束计数值 nEndTime.QuadPart, 表 1 中的 Time 为:  $(nEndTime.QuadPart - nBeginTime.QuadPart) * 1000 / nFreq.QuadPart$  (ms)

本文噪声检测算法中, 大多数像素经过 8 次整型数大小比较运算后, 就可以确定其为信号点还是噪声点, 只有少数像素点被判断为“疑似干扰点”从而需要进一步判断。如当噪声率为 20% 时, 疑似干扰点数为 13 900, 约占总像素点的 5.3%。对于疑似噪声点  $(i,j)$  判断其是否为  $\Omega_{i,j}^L$  中极值的算法 2 中, 假设  $g(i,j)$  值大于与小于  $\Omega_{i,j}^L$  中各元素值的概率均为 0.5, 则算法 2 的平均比较次数为:

$$1 + 1 \times 0.5 + 2 \times 0.5^2 + 3 \times 0.5^3 + 4 \times 0.5^4 + 5 \times 0.5^5 + 6 \times 0.5^6 + 7 \times 0.5^6 \approx 2.98$$

若考虑  $g(i,j)$  值与  $\Omega_{i,j}^L$  中每一元素值也存在  $\frac{1}{256}$  的相等概率, 则其平均比较次数  $< 2.98$ 。滤波



的算法 3 中,对信号点不做任何处理,噪声点 $(i, j)$ 的值用  $eawm(i, j)$  代替,在计算  $eawm(i, j)$  值时,首先采用  $3\times 3$  窗口,只要窗口邻域内存在不少于 3 个信号点,就采用  $3\times 3$  窗口加权均值获得,其运算时间远小于中值滤波。

表 1 各算法对 lena 图像在不同噪声率下的图像恢复质量评估值和运行时间

Tab.1 Different algorithms' operation time and quality assessment values of the restoration of the lena image at different noise levels

干扰率/ %	SFM			CWP			DWM			SPF			本文算法		
	PSNR	SSIM	t/ms	PSNR	SSIM	t/ms	PSNR	SSIM	t/ms	PSNR	SSIM	t/ms	PSNR	SSIM	t/ms
5	31.02	0.861	502	38.44	0.981	623	38.51	0.978	515	37.30	0.978	141	39.13	0.985	59
10	30.75	0.858	502	36.13	0.965	1 183	36.21	0.968	589	35.43	0.963	142	37.00	0.971	79
20	29.98	0.848	502	33.34	0.930	1 191	34.04	0.946	644	33.32	0.932	205	34.48	0.954	92
30	29.04	0.833	502	31.50	0.891	1 192	32.18	0.919	645	31.53	0.898	261	32.24	0.920	101
40	27.73	0.802	502	29.41	0.829	1 188	30.98	0.895	744	30.18	0.856	280	30.51	0.879	132
50	25.53	0.727	502	26.66	0.723	1 188	29.19	0.859	854	27.87	0.796	294	28.23	0.820	145

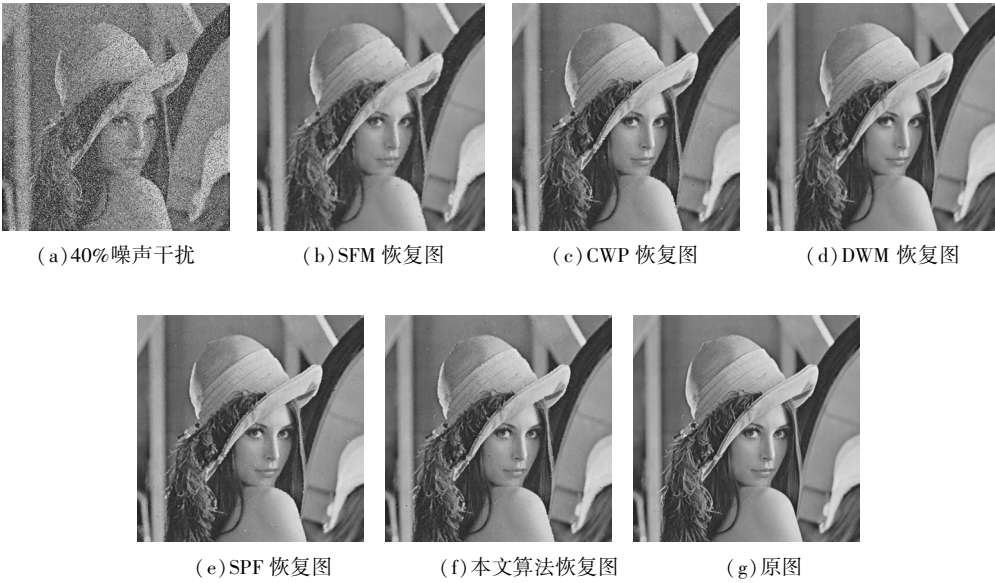


图 1 各算法对噪声率为 40% 的 lena 图像恢复结果  
Fig.1 Different algorithms' restoration results for the lena image a noise rate of 40%

4 结语

本文提出一种新的基于图像局部灰度相似性和噪声像素值为窗口内极值概率较大特征的噪声检测方法,对于噪声像素,采用基于欧拉距离的自

适应加权均值算法进行滤波。通过客观 PSNR、SSIM 值和运行时间的对比,该算法在图像恢复能力和运行时间等综合性能方面优于其他同类算法。特别适用于对时间复杂度有较高要求的嵌入式图像实时处理系统中的去噪需求。

## 参考文献:

- [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 Q Q, CHANG C Y. A robust noise removal algorithm with consideration of contextual information[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2016, 27(1):179-200.
- [3] TUKEY J W. Nonlinear (non-superposable) methods for smoothing data[C]. Proceedings of Electronics and Aerospace Systems Conference. Washington:[s.n.], 1974:673-681.
- [4] KO S J, LEE S J. Center weighted median filters and their applications to image enhancement[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1991, 38(9):984-993.
- [5] 金良海,熊才权,李德华.自适应型中心加权的中值滤波器[J].华中科技大学学报(自然科学版),2008,36(8):9-12.
- [6] SUN T, NEUVO Y. Detail-preserving median based filters in image processing[J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4):341-347.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] CHAN R H, HU C, NIKOLOVA M. An iterative procedure for removing random-valued impulse noise[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 11(12):921-924.
- [10] GARNETT R, HUEGERICH T, CHUI C. A universal noise removal algorithm with an impulse detector [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(11):1747-1754.
- [11] DONG Y, CHAN R H, XU S. A detection statistic for random-valued impulse noise [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(4):1112-1120.
- [12] AWAD A S, MAN H, KHASHANAH K. Cascade window-based procedure for impulse noise removal in heavily corrupted images[J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(1):013006-10.
- [13] 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.
- [14] 单建华.种子像素滤波法去除随机脉冲噪声[J].中国图象图形学报,2012,17(1):49-53.
- [15] 陈明轩,周亚丽,张奇志.基于12个方向的方向加权滤波法去除随机值脉冲噪声[J].计算机应用研究,2014,31(5):1584-1587.
- [16] 周艳,唐权华,蒋朝哲.图像快速自适应加权中值滤波[J].微计算机信息,2008,24(7):168-169,155.
- [17] 曹振华.嵌入式实时系统图像滤波算法研究[J].苏州大学学报(工科版),2010,30(1):37-41.
- [18] 杨晶,王元庆.实时高速实现改进型中值滤波算法[J].计算机与现代化,2013(8):30-32.
- [19] 佟雨兵,张其善,祁云平.基于PSNR与SSIM联合的图像质量评价模型[J].中国图象图形学报,2006,11(12):1758-1763.

(特约编辑:黄家瑜)