

图像中椒盐噪声去除算法研究

王文豪 高尚兵 周静波 严云洋

(淮阴工学院计算机工程学院, 淮安, 223003)

摘要: 为了有效地去除数字图像中的椒盐噪声, 提高图像质量, 本文在分析一些典型消除噪声方法的基础上, 给出了一种新的椒盐噪声去除算法。首先, 针对椒盐噪声的特点, 设计了一种基于动态窗口和邻域像素统计信息的噪声检测算法, 有效地区分了噪声点与非噪声, 然后对检测出的噪声点, 采用改进的自适应性的中值滤波算法进行噪声滤除, 在滤波算法中加入了窗口大小自适应控制和滤波值调优策略。实验表明: 该方法不仅能去除图像中的椒盐噪声, 而且能有效地保护图像的细节特征, 对于高密度噪声的图像去除噪声的效果比其他方法更优。

关键词: 椒盐噪声; 噪声消除; 噪声检测; 自适应中值滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Research on Denoising Algorithm for Salt and Pepper Noise

Wang Wenhao, Gao Shangbing, Zhou Jingbo, Yan Yunyang

(Faculty of Computer Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian, 223003, China)

Abstract: To effectively remove salt and pepper noise in digital images and improve image quality, a new algorithm for removing salt and pepper noise is given based on the analysis of some typical removing noise methods. Firstly, according to the characteristics of salt and pepper noise, a noise detection algorithm, which is based on dynamic window and the neighborhood pixels statistical information, is designed. The noise and the non-noise are effectively distinguished. And then, the noise is removed by using improved adaptive median filter algorithm, in which the adaptive window size and the filtered value optimization strategy are introduced. Experimental results show that this method can not only remove salt and pepper noise in images, but also effectively protect the details of image features. The algorithm is better than other methods for the image with high density of noise.

Key words: salt and pepper noise; noise removal; noise detection; adaptive median filter

引 言

图像是人类认知世界的重要手段, 图像在数字化和传输过程中, 由于传感器自身和传输信道的影响, 经常会产生一些随机的椒盐噪声, 使得图像边缘细节模糊, 信息丢失, 不利于图像分割、特征提取和识别。因此, 消除图像中的椒盐噪声, 保护好图像的边缘细节信息, 在图像处理领域中具有十分重要的

意义^[1-2]。

在图像处理领域中,去除椒盐噪声的主要方法是中值滤波(Standard median filter, SMF),该方法在去除噪声的同时也将图像的边缘细节信息滤掉,使得图像模糊不清。为此,学者们提出了许多改进的算法。如加权值的中值滤波(Weighted median filter, WMF)算法^[3],中心权重中值滤波(Center weighted median filter, CWMF)算法^[4-5]等,这些算法通过给窗口的所有像素或者中心像素设置相应的权值,来平衡滤波器的噪声滤除和细节保护能力,在一定的程度上减轻了图像模糊程度,但也降低了算法去噪性能。文献[6]针对 SMF, WMF 和 CWMF 对图像内的所有像素都采用同样策略,缺乏对噪声的判断,设计了一种三态中值滤波(Tri-state median filter, TSMF)算法,引入噪声检测机制,将图像的像素分成噪声点和信号点,对噪声点采用 SMF 进行滤波操作,信号点保持不变,不仅过滤了噪声,而且保护了图像的边缘细节,在此基础上学者们又提出了许多改进的算法。如开关中值滤波(Switching median filter, SMB)^[7]、极值中值滤波(Extremum median filter, EMF)^[8-9]以及自适应软开关滤波(Noise-adaptive soft switching filter, NASWF)^[10]等。这些算法相比于 SMF, WMF 和 CWMF 方法,在噪声滤除和图像细节保护方面上有较大的改善,但由于噪声检测算法简单,不能较好地地区分噪声点和信号点,易出现误检,对于高密度噪声和多细节的图像处理不佳,为此,文献[11]提出了自适应中值滤波算法(Adaptive median filter, AMF),根据噪声密度自适应地增大或缩小窗口大小,然后对窗口中的像素排序取其中值作为窗口中心像素的滤波值,该方法具有较强地去除噪声能力,但没有充分利用局部像素相似性原理进行图像复原,滤波后的图像质量不高。

鉴于此,本文提出了一种新的椒盐噪声去除算法。首先依据椒盐噪声的特点,设计了一种基于窗口自适应和邻域像素统计信息的噪声检测算法,然后针对检测出的噪声,设计了一种基于动态窗口的自适应中值滤波算法,该算法不仅可以有效地消除了噪声,而且较好地保留了图像的边缘细节,提高了滤波图像的质量,对于高密度噪声和多细节图像具有较好的处理能力。

1 噪声检测

1.1 图像椒盐噪声的特点

椒盐噪声是一种典型的图像噪声,具有脉冲性,受椒盐噪声污染的像素与周围的像素相比在灰度上有很大的差异,像素的灰度值要么很大要么很小,在图像上表现为以一定概率分布的白色和黑色的点,严重影响了图像质量和视觉效果^[12]。

1.2 噪声检测

噪声检测是否准确对滤波器滤波性能有着重要的影响, TSMF 等算法针对椒盐噪声在图像灰度值中表现为极大值或者极小值的特点,将图像中那些灰度值为极大值或极小值的像素判定为噪声点是不科学的,因为图像中有些边缘细节点的灰度值也为极大值和极小值。例如,图 1 所示 Barb 图含有大量的条纹细节信息,由于条纹是黑白相间的,其灰度值趋于图像灰度值的极大值或极小值,如果采用 TSMF 噪声检测算法,则图像的细节点被当作噪声点去除,从而造成误检。针对此问题,本文的噪声检测分为两个阶段:第 1 阶段是非噪声点检测;第 2 阶段是细节点与噪声点检测,如图 2 所示。

1.2.1 非噪声点检测

椒盐噪声在图像中主要表现为一些亮点和暗点,对于一幅 8 位的灰度图像,亮点的灰度值接近 255,暗点的灰度值接近 0,而信号点则相反,当然有些边缘像素灰度值也可能在 0 和 255 附近,利用这一特点,可以对图像的像素进行分类,预先设定一个阈值 T ,如果某点的灰度值与图像灰度值的极大值或极小值差的绝对值小于等于 T ,则该像素可能是噪声点也可能是图像的细节点,称之为疑似噪声点,反之若大于 T ,则可以断定当前像素未被噪声干扰,称之为非噪声点,在去噪时这些像素保留原值。



图1 Barb原图像

Fig.1 Original Barb image

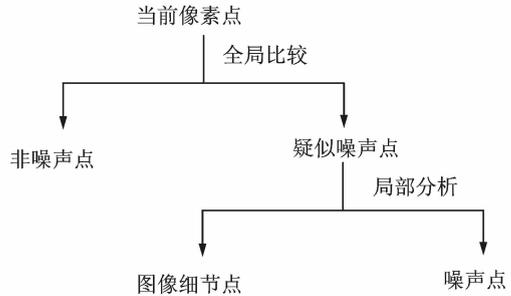


图2 噪声检测机制

Fig.2 Noise detection mechanism

设 G_{\max}, G_{\min} 分别为图像上极大值灰度值和极小值灰度值, $f(x, y)$ 为当前像素的灰度值, 则全局判断如下

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \in [G_{\min}, G_{\min} + T] \text{ 或 } f(x, y) \in [G_{\max} - T, G_{\max}] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $g(x, y) = 1$ 表示疑似噪声, $g(x, y) = 0$ 表示非噪声; 由于实验的噪声图像主要是通过对原始图像加噪获得, 加噪函数所加入噪声的最大值和最小值分别为 255 和 0, 因此实验时 $T = 1$, 对于通过扫描或其他途径得到的噪声图像, 可适当地加大 T 值。

1.2.2 细节点与噪声点检测

由前文分析可知, 对于疑似噪声点, 不能断定它就是噪声, 需要进一步判别, 为此本文提出一种基于动态窗口和邻域像素信息的判断算法。首先通过窗口自适应策略让窗口的大小随图像噪声密度的变化而改变, 低密度的噪声图像, 选用较小窗口, 高密度的噪声图像, 选用较大窗口, 这样既可获得较小的窗口进行去噪, 以便更好地保留图像的细节, 还可以保证在高密度噪声条件下, 算法不会失效; 然后利用邻域像素统计信息, 将疑似噪声点进一步区分为噪声点和图像的边缘细节点, 这主要通过计算窗口中心像素与其邻域像素在灰度值上的差异性来判别, 如果差异性越大, 则越可能是噪声点。为了防止误将图像的边缘细节点误判为噪声点, 又统计了中心像素与水平、垂直和两个对角线方向上的像素的差分, 如果 4 个方向的最小值大于平均值, 则认为是噪声点, 从而将边缘细节点分离出来。

设 $I(x, y)$ 为待检测图像的灰度值; $\text{flag}(x, y)$ 表示图像 (x, y) 处是否为噪声, 如果 $\text{flag}(x, y) = 0$, 则 (x, y) 的像素为信号点; 如果 $\text{flag}(x, y) = 1$, 则 (x, y) 的像素为噪声信号, 其中 $0 \leq x \leq M, 0 \leq y \leq N, M, N$ 为图像的大小; w_n 表示 $n \times n$ 的窗口, 其中 n 为奇数, 考虑计算的复杂度, n 最大为 7。

(1) 初始化 $\text{flag}(x, y)$ 值和窗口大小: $\text{flag}(x, y) = 1, n = 3$ 。

(2) 扫描 $g(x, y)$, 如果 $g(x, y) = 0$, 则置 $\text{flag}(x, y) = 0$, 如果 $g(x, y) = 1$, 则建立以点 (x, y) 为中心, 大小为 $n \times n$ 的窗口 w_n , 并转到(3), 否则继续扫描 $g(x, y)$ 。

(3) 计算 w_n 窗口内像素的标准中值滤波值, 设为 $\text{median}[w_n]$, 判断 $\text{median}[w_n]$ 是否在 $[G_{\min}, G_{\min} + T] \cup [G_{\max} - T, G_{\max}]$ 之间, 如果在这个范围则转到(4), 否则转到(5)。

(4) 将 n 修改为 $n = n + 2$, 若 $n \leq 7$, 则转到(3), 否则转到(5)。

(5) 计算窗口中心像素与其邻域像素的差异性和中心像素与水平、垂直和两个对角线方向上的像素的差分。

(a) 计算 $n \times n$ 窗口中心与其邻域像的灰度差均值

$$m(x, y) = \frac{1}{n \times n - 1} \sum_{s=-n}^n \sum_{t=-n}^n |I(x+s, y+t) - I(x, y)| \quad (2)$$

(b) 标识窗口中心像素与其邻域像素的差异性, 设 $c(s, t)$ 为灰度差异性标记, 其中 s 和 t 取 $-n \sim n$ 之间的整数

$$c(s, t) = \begin{cases} 1 & |I(x, y) - I(x+s, y+t)| > m(x, y) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

(c) 统计 $n \times n$ 窗口中标记为 1 的个数

$$\text{num}(x, y) = \sum_{s=-n}^n \sum_{t=-n}^n c(s, t) \quad (4)$$

若 $\text{num}(x, y) < (n \times n)/2$, 则说明窗口中心像素与邻域像素相关性不大, 极大可能为噪声点; 若 $\text{num}(x, y) \geq (n \times n)/2$, 则窗口中心像素可能为噪声点, 也可能为图像的边缘细节, 尚需要进一步判断^[13]。为此本文采用文献[14]的类似方法, 计算水平、垂直和两个对角线方向上的像素的差分, 设 H , V , Diag1 和 Diag2 分别表示水平、垂直、 45° 和 135° 方向的差分。

$$H = \frac{1}{n \times n - 1} \sum_{\delta=-n}^n |I(x, y) - I(x+\delta, y)| \quad (5)$$

$$V = \frac{1}{n \times n - 1} \sum_{\delta=-n}^n |I(x, y) - I(x, y+\delta)| \quad (6)$$

$$\text{Diag1} = \frac{1}{n \times n - 1} \sum_{\delta=-n}^n |I(x, y) - I(x-\delta, y-\delta)| \quad (7)$$

$$\text{Diag2} = \frac{1}{n \times n - 1} \sum_{\delta=-n}^n |I(x, y) - I(x+\delta, y+\delta)| \quad (8)$$

设 d 为最小差分, 即 $d = \min\{H, V, \text{Diag1}, \text{Diag2}\}$ 。由椒盐噪声特点可知, 如果中心像素为噪声点, 则 $H, V, \text{Diag1}$ 和 Diag2 的取值均较大, 这样最小差分 d 也就较大; 如果中心像素为细节点, 则 $H, V, \text{Diag1}$ 和 Diag2 中必然有一个值较小, 这样最小差分 d 取值必然较小。因此可以根据 d 的取值来进一步判断疑似噪声点是否为噪声点。为了使算法具有自适应性, 本文判断如下

$$\text{flag}(x, y) = \begin{cases} 1 & d \geq (H + V + \text{Diag1} + \text{Diag2})/4 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

即: 若 d 大于 4 个方向差分的均值, 则说明中心像素与周围像素的差异较大, 与椒盐噪声特性相一致, 因此可以认为中心像素为噪声点, 置 $\text{flag}(x, y) = 1$; 否则为图像的边缘细节点, 置 $\text{flag}(x, y) = 0$ 。

2 噪声滤除

通过噪声检测机制, 将图像的像素分为噪声点、非噪声点和细节点, 较好地保护了图像的边缘细节信息。为了更好地去除噪声、保护图像的细节, 本文借鉴 AMF 算法, 提出了一种基于动态窗口的自适应中值滤波算法, 利用局部像素相关性原理进行噪声去除, 只对窗口中非噪声点进行排序取中值, 同时采用动态窗口策略, 窗口的大小从小到大改变, 从而尽可能地保证图像的边缘细节。

设 $I(x, y)$ 为待处理的图像; $I'(x, y)$ 为滤波后的图像; w_n 表示 $n \times n$ 的窗口; n 的初始值为 3, Q 为窗口非噪声点或细节点的集合; $\text{median}[Q]$ 为集合 Q 中元素中值。

(1) 扫描 $\text{flag}(x, y)$ 。若 $\text{flag}(x, y) = 0$, 则点 (x, y) 为非噪声点或细节点, 像素灰度值保持不变; 若 $\text{flag}(x, y) = 1$, 则建立以点 (x, y) 为中心, 大小为 $n \times n$ 的窗口 w_n , 并将窗口 w_n 中 $\text{flag}(x, y) = 0$ 的像素灰度值加入到集合 Q 中。

(2) 统计集合 Q 中的元素个数 N 。若 $N = 0$, 则将 n 修改为 $n = n + 2$, 如果 $n \leq 7$, 转到(1), 否则转到

(3);若 $N > 0$, 则对集合 Q 中的灰度值排序, 取中间值作为点 (x, y) 的滤波值。

(3)若在 7×7 的窗口中没有 $flag(x, y) = 0$ 的像素, 即 $N = 0$, 则取点 (x, y) 周围已处理过的 4 个像素的均值作为其滤波值。即

$$I'(x, y) = \frac{1}{4} \times [I'(x-1, y-1) + I'(x-1, y) + I'(x-1, y+1) + I'(x, y-1)] \quad (10)$$

该方法利用动态窗口调整滤波器的去噪性能, 弥补一般滤波器对于高密度噪声图像处理的不足, 利用中心像素的邻域像素相关信息调整滤波器的输出结果, 从而提高滤波后的图像质量。

3 实验结果与分析

为了验证算法的有效性, 本文进行了大量加噪和去噪实验, 这里给出其中部分实验结果, 图 3 给出了 Lena 图、Barb 图以及 Text 图这 3 幅图的不同算法实验结果。



图 3 噪声密度为 0.4 的 3 种图像实验比较
Fig. 3 Experiment comparison of three types of image with 0.4 noise density

由图 3 不难看出, SMF 与 AMF 算法无法将噪声全部滤除, 而本文设计的方法则可以将噪声基本滤除。对于灰度值平缓的 Lena 图, 3 种算法都可以获得较好的视觉效果, 而且 AMF 算法相对于 SMF 具有好的滤除效果, 相对于本文的算法存在一定的差距。对于边缘细节丰富的 Barb 图, SMF 算法虽然可以去掉噪声, 但去噪后的图像也丢失了部分边缘细节信息, 这主要由于部分边缘像素点与其周围像素差别过大, 而被误当作噪声点去除, AMF 算法效果也明显下降, 这主要是因为 AMF 算法噪声检测不准确, 它将图像中灰度值接近极大值或者极小值的像素全部被视为噪声点, 易造成图像的边缘细节点误判; 而本文方法滤波后的图像细节信息明显好于 SMF 与 AMF, 这主要是因为本文噪声检测比较准确,

较好地保留了图像的细节信息,同时利用邻域像素相关性原理优化噪声点的滤波值,提高了图像的视觉效果。对于灰度值极高或极低的 Text 图,虽然噪声检测机制所起的作用微乎其微,但本文的算法相对于其他算法仍有优势,这主要因为本文算法在去除噪声时,充分考虑了邻域像素的信息,利用周边像素的信息调整滤波器的输出结果。由此可见,本文的算法相对于其他算法有着明显的优势。

表 1 给出了 5 种去除噪声算法对不同噪声密度图像处理后的峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)结果,从表中可以看出,本文的算法要优于其他 4 种算法,这主要因为本文算法在保留了其他算法优点的同时,加强了对图像细节的检测和噪声点滤波值的调优,从而改善了图像质量。当图像噪声密度过大时,固定窗口则不能很好地权衡滤波器去噪性能与图像质量的关系,因此本文在自适应滤波器中还加入了窗口的自适应。为了验证本文算法对高密度噪声具有较好的去噪性能,对 Lena 图加入 80% 的噪声,然后分别使用 WMF, TSMF, AMF 和本文算法处理,其结果如图 4 所示。

表 1 5 种算法对不同噪声密度图像处理的 PSNR 比较

Table 1 PSNR comparison of the five denoising algorithm

噪声密度	图像名称	窗口大小/像素	PNSR/dB						
			加噪图像	SMF	CWMF	TSMF	AMF	VAMF	
0.2	LENA	3×3		37.413 8	40.284 1	41.707 5	42.260 1		
		5×5	34.058 2	36.039 2	37.143 0	39.620 5	41.216 1	42.849 5	
		9×9		34.728 3	35.057 2	37.554 7	37.510 2		
	BARB	3×3		33.482 5	35.788 4	36.275 6	36.453 7		
		5×5	34.068 9	32.635 2	33.368 5	34.561 7	34.725 1	39.459 7	
		9×9		32.091 1	32.344 1	34.003 2	33.973 1		
	BOAT	3×3		36.090 3	38.992 1	40.206 1	40.500 2		
		5×5	34.096 6	34.843 3	35.923 1	38.259 3	38.339 2	41.569 1	
		9×9		33.655 5	33.973 8	36.521 1	36.412 1		
	0.4	LENA	3×3		35.075 6	37.375 9	37.380 2	37.359 8	
			5×5	31.061 0	35.247 4	36.347 5	37.434 6	37.648 2	38.911 9
			9×9		34.361 2	34.737 6	36.242 5	36.273 4	
BARB		3×3		32.478 4	34.591 7	34.391 7	34.353 6		
		5×5	31.027 6	32.346 6	33.187 3	33.738 1	33.843 9	36.105 2	
		9×9		31.938 7	32.231 2	33.287 1	33.281 5		
BOAT		3×3		34.107 9	36.452 6	36.351 1	36.264 8		
		5×5	31.056 8	34.169 7	35.273 8	36.209 9	36.278 7	37.679 7	
		9×9		33.441 7	33.790 6	35.285 4	35.205 8		

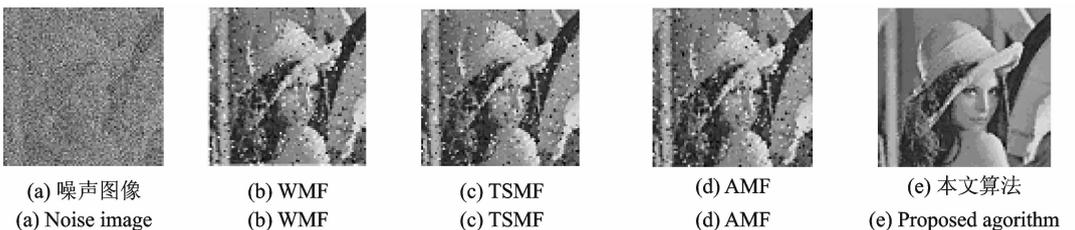


图 4 噪声密度为 0.8 的 Lena 去噪结果

Fig. 4 Denoising results of Lena with 0.8 noise density

图4可以看出,用本文算法处理后的图像虽然有点模糊,但基本上实现了去噪,而其他3种无法将噪声基本滤除,这主要因为WMF,TSMF使用的是固定窗口,无法权衡滤波器去噪性能与图像质量,AMF虽然采用了动态窗口策略,但由于噪声点滤波值使用的是窗口中所有像素的中值,这样对于高密度噪声图像,窗口的中值仍可能是噪声点,因而不能完全去掉噪声信号。而本文不仅采用较准确的噪声检测机制,而且采用窗口大小自适应策略和噪声点滤波值调优策略,不仅消除了噪声,较好地保留了图像边缘细节,而且改善了滤波后的图像质量。

4 结束语

针对椒盐噪声的特点,本文设计了一种椒盐噪声去除算法,该算法将图像的像素分为3类:非噪声点、噪声点和细节点,首先设计了一种噪声检测算法,然后针对非噪声点和细节点,引入动态窗口策略,根据窗口中心局部的像素分布情况来加以区分,最后充分利用邻域像素的统计信息,对噪声点的滤波值进行调优,从而较好地保护了图像的细节部分。实验结果表明:不仅实现了噪声去除,而且较好地保留图像的细节部分,对于高密度噪声及多细节图像也可以获得较好的效果。本文所设计的噪声滤除方法只是针对灰度图像,如何将其运用于彩色图像,还有待进一步研究探讨。

参考文献:

- [1] 高智,林新棋,吴鹏等.基于分层筛选方法的前景图像去噪[J].数据采集与处理,2014,29(1):76-82.
Gao Zhi, Lin Xinqi, Wu Peng, et al. Foreground image demoising based on layered filter[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(1): 76-82.
- [2] 邓彩霞,王贵彬,杨鑫蕊.改进的抗噪形态学边缘检测算法[J].数据采集与处理,2013,28(6):739-745.
Deng Caixia, Wang Guibin, Yang Xinrui. Improved algorithm of morphology in edge detection for noise resistance[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(6): 739-745.
- [3] Brownrigg D R K. The weighted median filter[J]. Communications of the ACM, 1984, 27(8): 807-818
- [4] 金良海,熊才权,李德华.自适应型中心加权的均值滤波器[J].华中科技大学学报,2008,36(8):291-294.
Jin Lianghai, Xiong Caiquan, Li Dehua. Adaptive center-weighted median filter[J]. Journal of Huazhong Univ of Sci & Tech, 2008, 36(8): 291-294.
- [5] 李迅波,蒋东升,王振林.梯度相似性的椒盐图像加权均值滤波算法[J].电子科技大学学报,2012,41(1):114-119.
Li Xunbo, Jiang Dongsheng, Wang Zhenlin. Weighted median filtering of Im based on grads similarity[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2012, 41(1): 114-119.
- [6] Chen Tao, Ma Kaikuang, Chen Lihui. Tri-state median filter for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(12): 1834-1838.
- [7] Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing [J]. Pattern Recognition Letters, 1994, 15(4): 341-347.
- [8] 邢藏菊,王守觉,邓浩江,等.一种基于极值中值的新型滤波算法[J].中国图像图形学报,2001,6(6):533-536.
Xing Cangju, Wang Shoujue, Deng Haojiang, et al. A new filtering algorithm based on extremum and median value[J]. Journal of Image and Graphics, 2001, 6(6): 533-536.
- [9] 王红梅,李言俊,张科.基于极值检测的图像滤波算法[J].激光与红外,2007,37(10):1117-1119.
Wang Hongmei, Li Yanjun, Zhang Ke. An image filtering algorithm based on extreme detection[J]. Laser & Infrared, 2007, 37(10): 1117-1119.
- [10] Eng H L, Ma K K. Noise adaptive soft-switching median filter[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001, 10(2): 242-251.
- [11] Wang H, Haddad R. Adaptive median filters; New algorithms and results [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 1995, 4: 499-502.
- [12] 袁新星.基于中值滤波的高密度椒盐噪声图像去噪算法研究[D].武汉:湖北工业大学,2014.
Yuan Xinxing. Research on denoising algorithm for images with high density salt and pepper noise based on median filter

[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2014.

[13] 杨幸芳, 张梦文, 严凯, 等. 一种改进的脉冲噪声的检与滤除算法[J]. 西安工程大学学报, 2014, 28(4): 480-484.

Yang Xingfang, Zhang Mengwen, Yan kai, et al. An improved filtering algorithm used for impulse noise detection and elimination[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2014, 28(4): 480-484.

[14] 王建勇, 周晓光, 廖启征. 一种基于中值-模糊技术的混合噪声滤波器[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(5): 901-904.

Wang Jianyong, Zhou Xiaoguang, Liao Qizheng. A mixed noise filter based on median-fuzzy technology[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2006, 28(5): 901-904.

作者简介:



王文豪 (1973-), 男, 副教授, 研究方向: 智能计算、算法优化和 P2P 网络, E-mail: wangwenhao1407@163.com。



高尚兵 (1981-), 男, 博士, 副教授, 研究方向: 人工智能和算法优化。



周静波 (1983-), 男, 博士, 讲师, 研究方向: 算法优化和显著性检测。



严云洋 (1967-), 博士, 教授, 研究方向: 人工智能和模式识别。

