



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
12
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB





第20卷第12期（总第236期）

2015年12月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

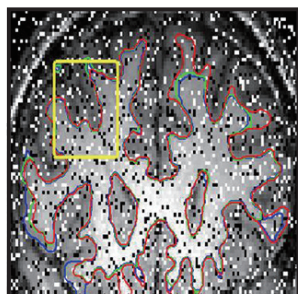
Title inscription: Song Jian Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

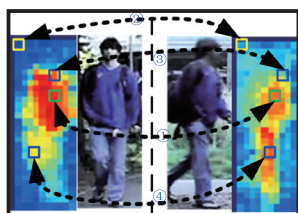
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 50.00元



融合全局和局部相关熵的图像分割(第1619页)



多方向显著性权值学习的行人再识别(第1674页)



混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类(第1689页)

综述

遥感影像变化检测算法综述

佟国峰, 李勇, 丁伟利, 岳晓阳1561

图像处理和编码

紧框架域混合正则化模型在图像恢复中的应用

李旭超, 马松岩, 边素轩1572

色彩熵在图像质量评价中的应用

徐琳, 陈强, 汪青1583

图像分析和识别

字典学习和稀疏表示的海马子区图像分割

时永刚, 王东青, 刘志文1593

阈值标记的分水岭彩色图像分割

张海涛, 李雅男1602

改进K-means活动轮廓模型

张倩颖, 吴纪桃, 谢晓振, 王晓涛1612

融合全局和局部相关熵的图像分割

黄扬, 郭立君, 张荣1619

递进的迭代脉冲噪声检测

孙劲光, 黄旭1629

对数极坐标系下尺度不变特征点的检测与描述

陶涛, 张云1639

子块鉴别分析的路面裂缝检测

钱彬, 唐振民, 徐威, 陶玉婷1652

多尺度构图先验的显著目标检测

王娇娇, 刘政怡1664

多方向显著性权值学习的行人再识别

陈莹, 霍中花1674

基于最大相关熵准则的2维主成分分析

赵丽美, 贾维敏, 王标标, 于强1684

遥感图像处理

混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类

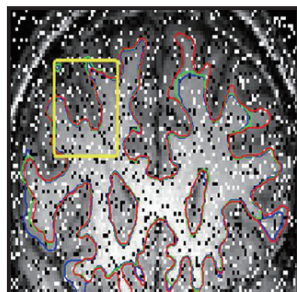
高红民, 李臣明, 王艳, 谢科伟, 陈玲慧, 何振宇1689

InSAR中应用可靠度导向改进的分级表相位展开算法

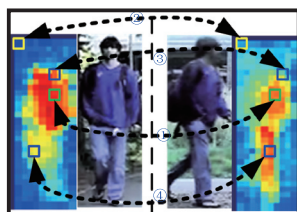
宋芳, 李勇, 余涛1699

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm(P1612)



Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning(P1674)



Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning(P1689)

Review

Review of remote sensing image change detection

Tong Guofeng, Li Yong, Ding Weili, Yue Xiaoyang 1561

Image Processing and Coding

Applying a hybrid regularization model in a tight frame domain to image restoration

Li Xuchao, Ma Songyan, Bian Suxuan 1572

Application of color entropy to image quality assessment

Xu Lin, Chen Qiang, Wang Qing 1583

Image Analysis and Recognition

Segmentation of hippocampal subfields using dictionary learning and sparse representation

Shi Yonggang, Wang Dongqing, Liu Zhiwen 1593

Watershed algorithm of color image segmentation with threshold mark

Zhang Haitao, Li Yanan 1602

Improved K-means active contours stem

Zhang Qianying, Wu Jitao, Xie Xiaozhen, Wang Xiaotao 1612

Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm

Huang Yang, Guo Lijun, Zhang Rong 1619

Progressive iterative impulse noise detection

Sun Jinguang, Huang Xu 1629

Detection and description of scale-invariant keypoints in log-polar space

Tao Tao, Zhang Yun 1639

Pavement crack detection algorithm based on sub-patch discriminant analysis

Qian Bin, Tang Zhenmin, Xu Wei, Tao Yuting 1652

Multi-scale saliency detection based on composition prior

Wang Jiaojiao, Liu Zhengyi 1664

Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning

Chen Ying, Huo Zhonghua 1674

Two-dimensional principal component analysis based on maximum correntropy criterion

Zhao Limei, Jia Weimin, Wang Biaobiao, Yu Qiang 1684

Remote Sensing Image Processing

Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning

Gao Hongmin, Li Chenming, Wang Yan, Xie Kewei, Chen Linghui,

He Zhenyu 1689

Reliability-guided phase unwrapping algorithm based on improved classification table for InSAR

Song Fang, Li Yong, Yu Tao 1699

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)12-1629-10

论文引用格式: Sun J G, Huang X. Progressive iterative impulse noise detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(12): 1629-1638. [孙劲光, 黄旭. 递进的迭代脉冲噪声检测[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1629-1638.][DOI:10.11834/jig.20151208]

递进的迭代脉冲噪声检测

孙劲光^{1,2}, 黄旭¹

1. 辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 葫芦岛 125000; 2. 辽宁省数字化矿山装备工程技术研究中心, 阜新 123000

摘要: 目的 脉冲噪声是引起图像质量下降的主要原因, 其滤除工作一直是图像处理领域的研究热点。对现行开关滤波算法在脉冲噪声检测时间、检测精度和恢复策略上存在的问题进行理论分析, 提出一种递进的迭代脉冲噪声检测算法(PIND), 使噪声图像能够获得更好的恢复效果。**方法** 首先, 采用具有全局统计意义的灰度直方图确定脉冲噪声与真实像素之间的灰度值的上边界和下边界, 根据这个界线区分出疑似点和真实点; 然后, 利用具有局部结构意义的方法将噪声点从疑似点中寻找出来并判断噪声类型, 存储在决策表G中; 最后, 根据决策表G中存储的噪声类型信息采用3种不同的恢复策略滤除噪声。**结果** 对Lena、Peppers和Monkey 3幅具有代表性的图像增加不同密度和尺度的噪声进行对比实验, 得出的数据表明, 本文算法的脉冲噪声检测时间比现行两种经典算法提高5~20倍和1~5倍; 检测精度比现行经典开关滤波算法更加精准, 准确率可以达到99%以上; 恢复图像也具有更好的视觉效果和1~2 dB的峰值信噪比(PSNR)提升。**结论** 提出递进的迭代脉冲噪声检测算法能够在有效滤除脉冲噪声的同时, 充分保护图像细节和恢复图像原有特征, 并能够在噪声检测时间和精度以及峰值信噪比上弥补现行开关滤波算法的不足。

关键词: 递进迭代; 脉冲噪声; 检测精度; 时间复杂度; 峰值信噪比

Progressive iterative impulse noise detection

Sun Jinguang^{1,2}, Huang Xu¹

1. School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125000, China;

2. Liaoning Digital Mining Equipment Engineering Technology Research Center, Fuxin 123000, China

Abstract: **Objective** Impulse noise is the main cause low image quality. The filtering of impulse noise has always been a research hotspot in the field of image processing. On the basis of theoretical analysis for current switching filtering algorithms in terms of detection time, detection accuracy, and recovery strategy, this study proposes a progressive iterative impulse noise detection algorithm, which can obtain a high recovery effect from noisy images. **Method** First, we adopt gray-level histograms that possess global statistical significance to identify the pixel gray value boundary of impulse noise and real pixels b_1 , b_2 . By using these histograms, we can distinguish the suspected points and real points. Second, we use the method of local structure significance to identify and classify the noise points from the suspected points. These points are then saved in Table G. Finally, according to the different noise types in Table G, we use 3 different strategies to remove the noise points. **Result** The experiments on three representative images with different noise densities and noise intensities show that our detection time is 5~20 times and 1~5 times faster than that of the two current classic algorithms, respec-

收稿日期: 2015-05-22; 修回日期: 2015-09-05

基金项目: 国家科技支撑计划(2013BAH12F02); 辽宁省产业技术与开发专项基金项目(2069999)

第一作者简介: 孙劲光(1962—), 女, 教授, 2006年于辽宁工程技术大学获博士学位, 主要研究方向为计算机图像处理, 计算机图形学, 知识工程等。E-mail: sunjinguang@lntu.edu.cn

Supported by: National Key Technology Research and Development Program of the Ministry of Science and Technology of China (2013BAH12F02)

tively. Furthermore, the proposed method has a detection accuracy of 99%, recover images with excellent visual effects, and enhances the peak signal-noise ratio to 1~2 dB. **Conclusion** The proposed algorithm can protect the image detail and recover the original features of the image when filtering impulse noise. The proposed method can also compensate for the disadvantage of current switching filters in terms of detection time, detection accuracy, and peak signal-noise ratio.

Key words: progressive iteration; impulse noise; detection accuracy; time complexity; peak signal to noise ratio

0 引言

人类在获取外界信息的过程中,视觉手段高达60%以上,作为视觉主要载体的图像在信息传播过程中占据着最重要的地位^[1-2]。由于图像在产生、传输和转换等过程中往往会因为成像系统、传输介质、工作环境和解码处理等不良因素影响,使图像不可避免地受到一定程度的污染和损坏^[3]。不仅降低了图像的视觉观感,也掩盖了图像中一些重要的细节特征,对图像分割、边缘检测、特征提取和模式识别等处理直接造成负面影响^[4-5]。因此,采用一种适当合理的滤波器对图像进行去噪已经成为提高图像分析准确率的重要前提^[6]。

目前空间域图像去噪方法主要分为传统滤波和开关滤波两类。传统滤波^[1-8]采用统一的去噪模型对所有像素点进行卷积,使图像中充分分散的噪声点可以被很好地滤除。但是,因为图像去噪处理对无噪声像素的任何运算都将改变图像原有特征信息^[9,18],所以,在噪声密度较小的情况下,恢复图像会丢失大量细节;在噪声密度较大的情况下,彼此靠近的噪声点很难被滤除并会伴随着去噪模型的移动产生转移和聚集,严重影响图像的恢复质量,无法实现图像去噪在滤除噪声同时尽可能保护图像原有特征信息的目的。图1为Lena原图像,图2(a)Lena原图像的20%噪声污染图像,图2(b)所示是其恢复图像,虽然大部分噪声已经被滤除,但是一些重要的细节遭到了破坏;图2(c)所示为图1中Lena原图像的80%噪声污染图像,图2(d)所示是其恢复图像,已经无法提取到任何有用的信息。开关滤波^[9-19]为了克服传统滤波的缺点,将去噪过程分为脉冲噪声检测和脉冲噪声滤除两个阶段^[10]。首先,在脉冲噪声检测阶段确定噪声点;然后,在脉冲噪声恢复阶段仅对噪声点进行滤波处理,能够在不同程度脉冲噪声影响下很好地恢复图像原有特征。但是,现行开关滤波算法对所有像素点采取单一策略

的机械化扫描,恢复噪声时没有充分考虑噪声点的结构特征,因此在检测准确率、检测时间和恢复效果上存在一定的缺陷。所以,提出一种递进的迭代脉冲噪声检测 PIND (progressive iterative impulse noise detection) 算法。在噪声检测阶段首先将像素点分为疑似点和真实点,然后从疑似点中将噪声点区分出来并判断类型;在噪声恢复阶段根据噪声点的类型采取相应的恢复策略进行噪声滤除,得到最后的恢复图像。



图1 Lena 原图像

Fig. 1 Lena original image

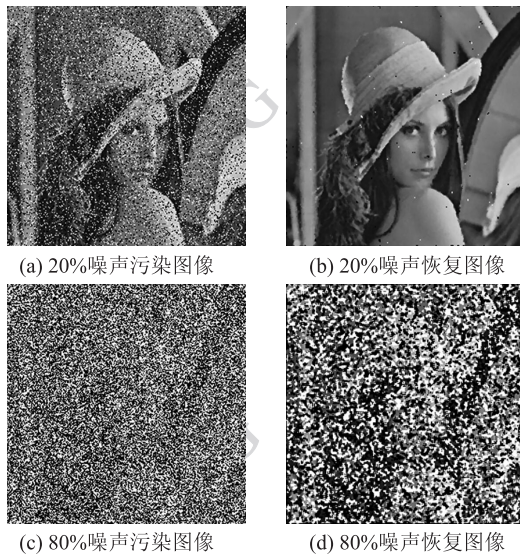


图2 传统滤波方法对比

Fig. 2 Comparison of traditional filter

1 脉冲噪声类型

脉冲噪声又被称为椒盐噪声^[1],是一种经典的

噪声模型,表现为图像中与近邻像素点差别极大的黑色或者白色噪声点。脉冲噪声模型为

$$f_{i,j} = \begin{cases} 0 \leq x_{i,j} \leq m & p_1 \\ s_{i,j} & 1-p \\ 255-m \leq x_{i,j} \leq 255 & p_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f_{i,j}$ 为像素点 $p_{i,j}$ 在 (i,j) 位置处的灰度值, $s_{i,j}$ 为原图像在 (i,j) 位置处的灰度值, $x_{i,j}$ 为噪声图像在 (i,j) 位置处的灰度值, p_1 表示椒 (pepper) 噪声的密度, p_2 表示盐 (salt) 噪声的密度, p 表示整体噪声的密度且满足 $p = p_1 + p_2$, m 表示噪声尺度。常见的 4 种^[9] 模型为

1) 模型 1, $m=0, p_1=p_2$, 表示图像中像素点随机的被等概率且灰度值为 0 和 255 的脉冲噪声所污染;

2) 模型 2, $m=0, p_1 \neq p_2$, 表示图像中像素点随机的被不等概率且灰度值为 0 和 255 的脉冲噪声所污染;

3) 模型 3, $m \neq 0, p_1 = p_2$, 表示图像中像素点随机的被等概率且灰度值在 $[0, m)$ 和 $(255-m, 255]$ 范围内的脉冲噪声所污染;

4) 模型 4, $m \neq 0, p_1 \neq p_2$, 表示图像中像素点随机的被不等概率且灰度值在 $[0, m)$ 和 $(255-m, 255]$ 范围内的脉冲噪声所污染。

模型 3 和模型 4 由于噪声尺度 m 的存在使噪声不仅表现为灰度值范围两端的极值,也可以在一个合理的范围内波动。因此,该噪声模型更具有普遍的现实意义和研究价值。

2 开关滤波算法原理分析

开关滤波算法将图像去噪分为脉冲噪声检测和脉冲噪声恢复两个阶段。算法在脉冲噪声检测阶段将所有像素点分为噪声点和真实点两类;在脉冲噪声恢复阶段则仅对噪声点进行处理,得到最终的恢复图像。

2.1 噪声检测算法原理分析

如图 3(a)(b)所示,分别为图 1 中 Lena 原图像的灰度直方图和图 2(a)中 Lena 噪声图像($p=20, m=9$)的灰度直方图。加入噪声的灰度直方图在噪声尺度所确定的下边界 $b_1=9$ 和上边界 $b_2=246$ 处明显存在分布个数的跃变,将所有像素分成 3 类:低

灰度类、中间灰度类和高灰度类。噪声位于集合 $[0, 9]$ 和 $[246, 255]$ 内,即对于一幅 8 bit 灰度图像来说,脉冲噪声的灰度值是接近两端极值的。Ng 等人在 2006 年提出的基于边界判定噪声检测的开关中值滤波算法 BDND^[9] (boundary discriminative noise detection)正是利用了这个特点来识别噪声。

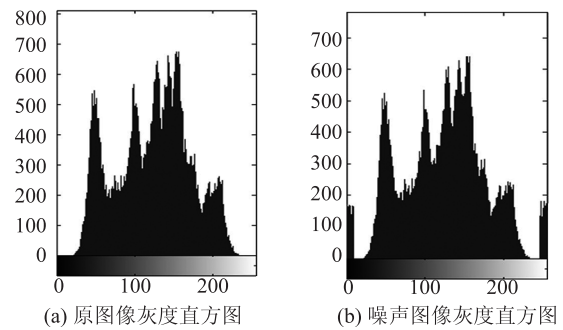


图 3 Lena 图像灰度直方图

Fig. 3 Gray histogram of Lena

脉冲噪声点与真实像素点之间最大的区别是:噪声点没有方向性而真实像素点具有一定的方向性。Zhang 等人在 2009 年提出的 SAWM (switching-based adaptive weighted mean filter) 算法^[10]则是利用了这个特点的经典算法。

2.1.1 BDND 算法^[9]

BDND 算法采用如下方法将像素点分类并确认噪声点,即

1) 对任意图像 I 中的像素点 $p_{i,j}$, 取其 $w \times w$ 大小的邻域窗口 Ω_w , 其中 $w=21$;

2) 将 Ω_w 内所有像素的灰度值进行升序排列, 构成灰度向量 V_o , 并确定中值所在位置 k_{mid} ;

3) 计算 V_o 相邻两个元素之间的差值, 得到梯度向量 V_d ;

4) 确定 $V_d[1]$ 和 $V_d[k_{mid}]$ 内最大值的位置 k , 设置 $b_1 = V_o[k]$ 为下边界, 同理, 确认上边界 b_2 ;

5) 构造 3 个灰度级别: 低灰度类 $[0, b_1]$ 、中间灰度类 $(b_1, b_2]$ 和高灰度类 $(b_2, 255]$;

6) 利用式(2)判定噪声点

$$p_{i,j} = \begin{cases} \text{true} & f_{i,j} \in (b_1, b_2] \\ \text{false} & f_{i,j} \notin (b_1, b_2] \end{cases} \quad (2)$$

式中, $f_{i,j}$ 为像素点 $p_{i,j}$ 的灰度值, true 表示 $p_{i,j}$ 为真实像素点, false 表示 $p_{i,j}$ 为待确认点, 需要进行 $w=3$ 的迭代检测。

BDND 算法首先采用 441 个像素点来确认边界

具有极强的统计意义,因此得到的结果真实可信,漏检率极低;但是在迭代检测阶段仅采用 9 个像素点来确认边界却失去了统计意义,因此对非噪声点进行排查时会存在大量的误检测现象。并且,BDND 算法只单纯从统计意义考虑问题,忽视了图像本身存在的结构意义。如图 4 所示为 Lena 噪声图像的 7×7 局部窗口,待检测像素点 $p_{i,j}$ 的灰度值 $f_{i,j} = 4$,根据 BDND 算法思想,经过两次迭代检测可最终确认 $p_{i,j}$ 属于低灰度类,应当被判定为噪声点。事实上, $p_{i,j}$ 是一个真实像素点,算法出现了误检测现象。

12	7	9	9	5	255	29
9	7	5	7	4	5	30
4	5	9	8	4	9	39
4	5	5	4	4	0	255
3	255	4	4	4	16	255
11	6	5	255	7	15	255
0	4	8	9	255	78	118

图 4 Lena 噪声图像局部窗口

Fig. 4 Local window of Lena noise image

2.1.2 SAWM 算法^[10]

为了克服 BDND 算法忽略图像结构意义造成的误检测现象,SAWM 算法设计如图 5 所示 4 个方向的加权绝对灰度差之和进行噪声点判断。具体步骤如下:

- 1) 对任意图像 I 中的像素点 $p_{i,j}$, 取其 $w \times w$ 大小的邻域窗口 Ω_w , 其中 $w = 7$;
- 2) 对 Ω_w 内所有像素的灰度值进行升序排列, 构成灰度向量 V_o , 分别确定第 r 个元素 $V_o[r]$ 和第 $z - r + 1$ 个元素 $V_o[z - r + 1]$, 其中 $z = w \times w$, $1 \leq r \leq (z - 1)/2$;
- 3) 剔除窗口 Ω_w 内灰度值不在 $V_o[r]$ 和 $V_o[z - r + 1]$ 之间的所有像素点;
- 4) 求窗口 Ω_w 内方向 s 上剩余像素点构成的像素点集合 Ω^s ;
- 5) 根据式(3)计算中心像素点 $p_{i,j}$ 4 个方向的加权绝对灰度差之和

$$d_s = \begin{cases} \frac{\left| \sum_{p_{i,j} \in \Omega^s} \omega_{m,n} d_{m,n} \right|}{\sum_{p_{i,j} \in \Omega^s} \omega_{m,n}} & \Omega^s \neq \emptyset \\ V_o[z - r + 1] - V_o[r] & \Omega^s = \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\omega_{m,n} = 1/(1 + |d_{m,n}|^2)$, $d_{m,n}$ 表示像素点 $p_{i,j}$ 与

其近邻像素点 $p_{m,n}$ 之间的绝对灰度差;

6) 根据式(4)判定噪声点

$$p_{i,j} = \begin{cases} \text{true} & D_{i,j} < T \\ \text{false} & D_{i,j} \geq T \end{cases} \quad (4)$$

式中, $D_{i,j}$ 为集合 $\{d_1, d_2, d_3, d_4\}$ 之中的最小值, T 表示预先设定的阈值。

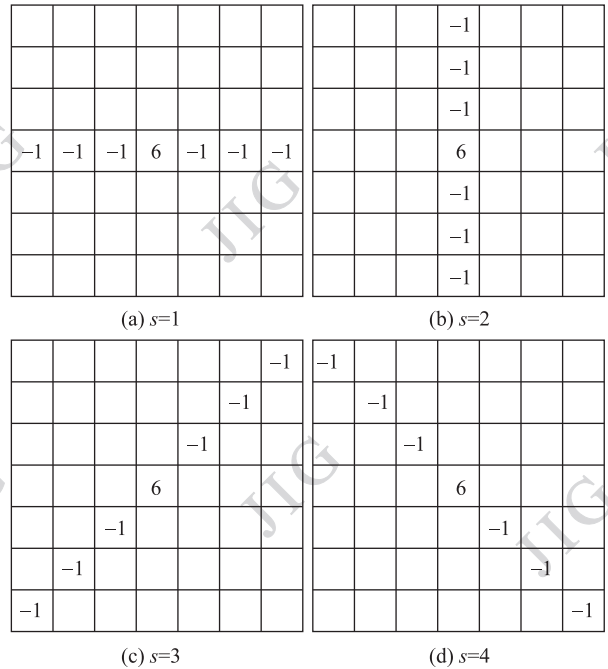


图 5 SAWM 算法方向

Fig. 5 Direction of SAWM algorithm

$D_{i,j}$ 作为判定像素点是否为噪声点的主要依据, 取值符合以下 3 个规律:

- 1) 中心像素点没有被噪声污染并且位于平坦区域, 则 d_1, d_2, d_3 和 d_4 都会非常小并导致 $D_{i,j}$ 也非常小;
- 2) 中心像素点没有被噪声污染并且位于边缘方向 s 上, 则 d_s 会非常小并导致 $D_{i,j}$ 也非常小;
- 3) 中心像素点被噪声污染, 则 d_1, d_2, d_3 和 d_4 会因为噪声不具有方向性而非常大并导致 $D_{i,j}$ 也非常大。

由此可见, SAWM 算法能够从图像结构角度检测噪声点。此时, 阈值 T 与 r 的设定就显得尤为重要, 可以直接影响到算法的检测效果和最终的恢复效果。

2.2 噪声恢复算法原理分析

开关滤波算法完成噪声点检测之后, 在噪声恢复阶段仅对检测到的噪声点执行滤波操作, 对非噪

声点则保持其灰度值不变。这种做法有利于保护图像的细节,并改善传统去噪算法在滤波效果上的不足。根据噪声点的两个特征,噪声恢复算法可以归纳为常规噪声恢复和边缘噪声恢复两种。

常规噪声恢复算法采用传统的加权中值或者加权均值进行滤波输出。这种恢复策略可以根据噪声密度自适应的调整滤波窗口的大小,简单易行。BDND算法采用的恢复策略就是初始化一个 $w=3$ 的滤波窗口 Ω_w ,然后寻找 Ω_w 内非噪声点的数量,如果小于 Ω_w 内所有像素点数量的一半且 $w \leq 7$ 时,迭代增加滤波窗口的大小直到满足条件并选取所有非噪声点的加权中值作为最终的滤波输出。

边缘噪声恢复算法则考虑到图像的结构性,在滤波时首先选取尺寸为 w 的滤波窗口 Ω_w ,然后分别计算图5所示 $s=1,2,3,4$ 这4个方向上的加权绝对灰度差之和 d_1, d_2, d_3 和 d_4 ,接下来将拥有最小加权绝对灰度差之和的方向 s 作为真实边缘方向并将该方向上的像素赋予更大的权值进行滤波输出。

然而,现行的常规恢复方法和边缘恢复方法都存在一定程度的不足,主要体现在以下3点:

- 1) 根据图像内容扩充邻域窗口虽然能够得到更多数量的非噪声点,但在扩充过程中补充的新像素点有可能因为远离中心噪声点而失去参考意义;
- 2) 中心噪声点位于平滑区域,在这种情况下,最佳方向并不是真实的边缘方向,所得到的滤波结果会存在一定误差;
- 3) 边缘恢复方法在进行滤波输出时并没有充分考虑到滤波方向上噪声点对最终滤波输出的影响。

3 本文算法(PIND)

3.1 问题描述

BDND算法和SAWM算法在进行噪声检测时都只单纯从统计或者结构意义考虑问题,并且对所有像素点进行地毯式甄别,因此检测精准度无法达到理想状态,时间复杂度略大。噪声恢复时,对所有噪声点采用统一的恢复策略进行恢复,也不能充分利用图像本身的结构特性,直接影响图像最终的恢复效果。

3.2 算法思路

对于噪声检测来说,应该先从所有像素点中找

出疑似点,再从疑似点中确认噪声点并进行恢复,即将图像滤波归纳为3个阶段的迭代过程:

- 1) 疑似点检测。确定噪声灰度值范围,并将处于该范围内的像素点判定为疑似点。
- 2) 非噪声点排除。根据噪声密度确定检测窗口大小,从疑似点中找出噪声点,并判断噪声类型。
- 3) 噪声恢复。对已经判定为噪声的像素点根据类型执行噪声恢复策略。

3.3 方法分析

3.3.1 疑似点检测

根据图3所示,对噪声图像灰度直方图做差,确定差值中最大值和最小值,得到噪声的下边界 b_1 和上边界 b_2 ,将灰度值属于 $[0, b_1] \cup [b_2, 255]$ 范围内的像素判定为疑似点,从而得到一张决策表 G ,表示为

$$G_{i,j} = \begin{cases} 0 & f_{i,j} \in [0, b_1] \cup [b_2, 255] \\ 5 & f_{i,j} \in (b_1, b_2) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $G_{i,j}$ 为决策表在 (i, j) 位置处存储的像素点信息,0表示非噪声点,5表示疑似点。

利用 G 估算出噪声密度 p^* ,即

$$p^* = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N G_{i,j}}{M \times N \times 5} \quad (6)$$

式中, M 和 N 分别为图像的高度和宽度。

3.3.2 噪声点排除

噪声符合边界特性,像素值分布在 $[0, b_1] \cup [b_2, 255]$ 范围内,因此得到的 G 不会存在漏检情况;采用全局意义的统计方法,只能单纯地区分出噪声点和真实点的边界,不能甄别出位于 $[0, b_1] \cup [b_2, 255]$ 内的真实点,因此存在大量的误检现象。所以,应当采取具有局部结构意义的方向性检测算法,进一步从疑似点中将噪声点排查出来。然而,待检测窗口中过多的噪声点会对检测结果进行干扰,因此,最直接的解决方式是通过自适应扩大检测窗口的方式保证有足够的非噪声点参与运算。实验证明,非噪声点的数量在不小于 w 的情况下可以有效避免噪声点的影响,所以,可以根据式(7)确定检测窗口 Ω_w 的大小为 $w \times w$ 。

$$w = \begin{cases} 5 & p^* < 0.50 \\ 7 & 0.50 \leq p^* < 0.80 \\ 9 & p^* \geq 0.80 \end{cases} \quad (7)$$

对决策表 G 中疑似点利用式(8)计算待检测像素点在 $s=1,2,3,4$ 这4个方向上的加权绝对灰度差之和,并得到其最小值 $D_{i,j} = \min \{d_1, d_2, d_3, d_4\}$ 。

$$d_s = \frac{\left| \sum_{p_{i,j} \in \Omega^s} \omega_{m,n} d_{m,n} \right|}{\sum_{p_{i,j} \in \Omega^s} \omega_{m,n}} \quad (8)$$

式中, Ω^s 表示 s 方向上的非噪声点集合, $d_{m,n}$ 表示像素点 $p_{i,j}$ 与其近邻像素点 $p_{m,n}$ 之间的绝对灰度差, $\omega_{m,n} = 1/(1 + |d_{m,n}|^2)$ 。

判定噪声点

$$G_{i,j} = \begin{cases} 0 & D_{i,j} \leq T \\ 5 & D_{i,j} > T \end{cases} \quad (9)$$

式中,0 表示真实像素点,5 表示待确认类型的噪声点。

如果 $G_{i,j}=5$, 计算 $D_{i,j}$ 与其他3个加权绝对灰度差之和差值 d_1^*, d_2^* 和 d_3^* , 并得到它们的最小值 $D_{i,j}^* = \min \{d_1^*, d_2^*, d_3^*\}$, 进一步判定噪声类型

$$G_{i,j} = \begin{cases} 5 & D_{i,j}^* \leq T_d \\ s & D_{i,j}^* > T_d \end{cases} \quad (10)$$

式中, T_d 为预先设定的阈值, s 为 $D_{i,j}$ 所代表的边缘方向。

根据预估计的噪声密度选择检测窗口的大小, 保证滤波窗口内有足够数量的非噪声点参与到噪声检测之中, 使得到的检测结果具有足够的说服力, 能够为噪声恢复提供更有力的保障。

3.3.3 噪声点恢复

根据决策表 G 中存储的像素信息, 采用不同的恢复策略对噪声点执行滤波

$$r_{i,j} = \begin{cases} \text{flat} & G_{i,j} = 5 \\ \text{edge} & G_{i,j} = 1, 2, 3, 4 \\ \text{true} & G_{i,j} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中, $r_{i,j}$ 表示恢复图像灰度值, flat 表示采用常规恢复策略恢复噪声, edge 表示采用边缘恢复策略恢复噪声, true 表示保持原有灰度值不变。

3.4 算法步骤

1) 对任意图像 I , 形成一张与其相等大小的决策表 G , 初始化决策表中储存信息为 0, 表示非噪声点;

2) 统计图像 I 中每个灰度值的分布个数 n_i ;

3) 计算相邻两个分布个数的向前差分 $\Delta n_i = n_{i+1} - n_i$;

4) 确定 Δn_i 之中的最小值和最大值, 得到对应的灰度值 b_1 和 b_2 ;

5) 对图像 I 中所有的像素点 $p_{i,j}$ 进行判断, 如果该点的灰度值 $f_{i,j}$ 属于集合 $[b_1, b_2]$, 则认为该点为非噪声点; 否则认为该点为疑似点, 设置 $G_{i,j}=5$;

6) 估计噪声密度 p^* , 由 p^* 选取不同的窗口大小, 计算4个方向上的加权绝对灰度差之和 d_1, d_2, d_3 和 d_4 , 并确定其中的最小值 $D_{i,j}$;

7) 如果 $D_{i,j}$ 小于阈值 T , 认为该点为非噪声点, 设置 $G_{i,j}=0$, 否则, 认为该点为噪声点, 进行下一阶段类型的判别;

8) 将 $D_{i,j}$ 与其他3个加权绝对灰度差之和进行比较, 得到差值 d_1^*, d_2^* 和 d_3^* , 并得到其中的最小值 $D_{i,j}^*$;

9) 如果 $D_{i,j}^*$ 小于阈值 T_d , 认为该点为平坦区域噪声点; 否则认为该点为 $D_{i,j}$ 所代表方向 s 的噪声点, 设置 $G_{i,j}=s$, 其中 $s=1, 2, 3, 4$;

10) 扫描决策表, 如果 $G_{i,j}=0$ 则保持像素值不变; 如果 $G_{i,j}=5$ 则按照常规滤波处理; 如果 $G_{i,j}=1, 2, 3, 4$ 则根据其方向按照边缘滤波处理。

3.5 时间复杂度分析

BDND 算法和 SAWM 算法对图像所有像素点进行噪声检测, 因此, 对于一幅高为 M , 宽为 N 的图像, 检测次数至少为 $M \times N$ 。PIND 算法对疑似点进行噪声排除, 因此, 对于相同尺寸且预估计噪声密度为 p^* 的图像, 检测次数大致为 $M \times N \times p^*$ 。所以, 理论上图像的噪声密度越低, PIND 算法的运行时间越少, 优势更加明显; 密度越大, 运行时间越长, 优势逐渐下降, 并在噪声接近百分之百时与上述算法持平。

4 实验设计与分析

4.1 评价指标

采用漏检率 MD 和误检率 FA 来客观定量的分析一个噪声检测算法的性能, MD 和 FA 越小, 说明性能越好。采用噪声检测时间来定量分析开关滤波算法的时间复杂度, 值越小, 说明时间复杂度越低。采用峰值信噪比 (PSNR) 来客观分析开关滤波算法

的恢复性能,具体公式为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{N \times M} \sum_{i,j} (r_{i,j} - x_{i,j})^2} \quad (12)$$

式中, $x_{i,j}$ 和 $r_{i,j}$ 分别表示原图像和恢复图像中像素点 $p_{i,j}$ 的灰度值。PSNR 越大,说明恢复性能越好。

最后,采用输出效果图来主观定性分析多种经典开关滤波算法的整体性能。

4.2 实验设计

1)第1组实验。选取分辨率为 256×256 的经典图像 Lena、细节丰富图像 Monkey 和平滑图像 Peppers,分别加入不同噪声密度的噪声模型 3 ($m=9$),考察 BDND 算法、SAWM 算法和 PIND 算法的检测准确度、峰值信噪比、恢复效果和运行时间。

2)第2组实验。对 Lena 图像加入噪声模型 4 ($m=9$),考察 BDND 算法、SAWM 算法和 PIND 算法对不同噪声比例的适应能力。

3)第3组实验。对 Lena 图像加入噪声模型 1 ($p=20$),考察 PIND 算法选取不同阈值 T_d 时恢复图像的 PSNR,验证阈值选取对于恢复效果的影响。

4)第4组实验。对 Lena 图像分别加入低密度和高密度的噪声模型 1,考察 PIND 算法在选取不同大小的检测窗口时检测精度的变化,验证自适应检测窗口大小对于算法效率和精度的提升。

实验在 VS2010 平台下用 C++ 语言调用 OpenCV 库实现,运行在 2.90 GHz 速龙 Athlon II X2 245CPU,2 GB 内存的 PC 机上。为了降低脉冲噪声在添加过程中随机性以及设备运行时的误差影响,每一组实验在相同条件下运行 10 次并取平均值作为最终的测试结果。

4.3 实验分析

4.3.1 第1组实验

表1数据表明,对于经典的 Lena 图像,BDND 算法具有最低的漏检率和最高的误检率,验证了前文分析的结果;SAWM 算法漏检率最高,但是误检率远低于 BDND 算法,这是因为充分考虑结构意义可以降低误检率;PIND 算法在各个噪声密度下基本可以保持零漏检和零误检,很接近于理想检测算法,在检测准确度上得到了很大的提升。

表1 Lena 噪声检测 MD 和 FA

Table 1 MD and FA of Lena noise detection

噪声密度	BDND 算法		SAWM 算法		PIND 算法	
	MD	FA	MD	FA	MD	FA
10	0	132	2	120	0	0
20	0	133	1	37	0	0
30	0	143	2	11	0	0
40	0	149	1	2	0	0
50	0	144	4	0	0	0
60	0	168	1	0	0	0
70	0	149	2	0	1	0
80	0	209	5	0	1	0

表2数据显示,对于平滑图像 Peppers,无论是 BDND 算法和 SAWM 算法还是 PIND 算法,其性能都在一定程度上有所降低。BDND 算法在漏检率上依然可以保证零漏检,误检率却提高了 4~10 倍;SAWM 算法的漏检率变化不大,但是误检率提高了 10 倍以上;PIND 算法在高密度噪声影响下渐渐失去检测精度优势,但在低噪声密度下依然可以保证 1.5 倍左右的误检率提升效果。

表2 Peppers 噪声检测 MD 和 FA

Table 2 MD and FA of Peppers noise detection

噪声密度	BDND 算法		SAWM 算法		PIND 算法	
	MD	FA	MD	FA	MD	FA
10	0	1 317	5	764	2	485
20	0	1 270	8	557	2	483
30	0	1 151	9	495	2	467
40	0	1 018	17	445	3	442
50	0	968	18	438	3	430
60	0	901	22	407	4	400
70	0	850	25	393	4	383
80	0	787	32	390	5	370

表3数据说明,对于细节丰富图像 Monkey,3 种算法脉冲噪声检测的精准度远远高于 Peppers。BDND 算法始终保持零漏检,误检率也维持在一个稳定的数值上;SAWM 算法虽然在低噪声密度下误检率略高,但是随着噪声密度的提升,误检率在不断下降,最终趋于零误检,造成这种现象的原因是在低

密度噪声下阈值 T 的选择没有达到最优;PIND 算法误检率和漏检率极低,远远超过其他两种算法,因为 PIND 算法结合了统计方法和结构方法,所以能够在细节丰富的图像中更准确地检测出噪声点。

表 3 Monkey 噪声检测 MD 和 FA
Table 3 MD and FA of Money noise detection

噪声密度	BDND 算法		SAWM 算法		PIND 算法	
	MD	FA	MD	FA	MD	FA
10	0	139	1	852	0	5
20	0	139	2	377	0	10
30	0	134	1	123	0	0
40	0	138	1	42	0	0
50	0	139	4	13	0	0
60	0	138	1	4	0	0
70	0	139	4	2	0	0
80	0	134	1	3	0	0

图 6 的纵坐标为 BDND 算法、SAWM 算法、理想检测算法以及本文算法进行滤波处理后的峰值信噪比,其变化规律显示,BDND 算法、SAWM 算法、PIND 算法和理想检测算法的 PSNR 都随着噪声密度的增大而降低。SAWM 算法最低,BDND 算法略高,这是因为 BDND 算法的漏检率要低于 SAWM 算法。而漏检意味着对噪声点不进行处理,会导致 PSNR 迅速变小。PIND 算法因为检测准确率高,其 PSNR 值始终与理想检测算法保持相当,与 BDND 算法和 SAWM 算法相比,有 1~2 dB 的提升,这也证明了 PIND 算法的优势。

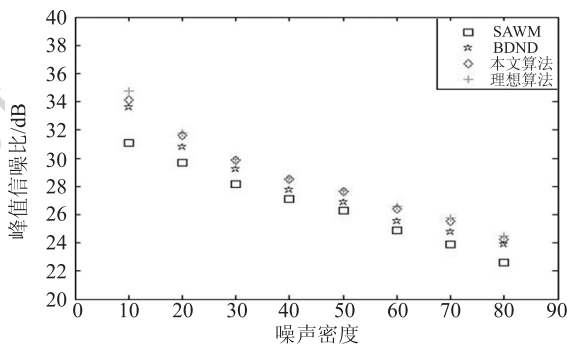


图 6 Monkey 恢复图像 PSNR 对比

Fig. 6 PSNR comparison of Monkey recovery image

图 7 可以看出,3 种算法在低密度噪声情况下能够很好地恢复图像的原貌。在高密度噪声情况

下,从视觉效果上看可以保留原图像中绝大部分的信息和细节,但是,本文算法具有更快的运行时间和更准确的噪声检测率。

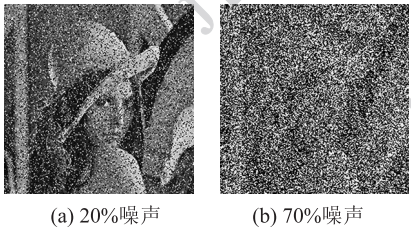


图 7 Lena 噪声图像和恢复图像

Fig. 7 Noise image and recovery image of Lena

表 4 数据显示,BDND 算法和 SAWM 算法随着噪声密度变大运行时间不断变小,但是并没有超越 PIND 算法。PIND 算法也正如前文分析的那样,随着噪声密度的增大,噪声检测次数也在不断的增大,运行时间随之变大,优势逐渐降低。

表 4 运行时间对比

Table 4 Comparison of run time

噪声密度				/ms
	SAWM	BDND	PIND	
10	1 107	4 056	297	
20	1 092	4 034	390	
30	1 060	4 015	452	
40	1 030	4 009	515	
50	983	3 972	624	
60	904	3 836	671	
70	858	3 714	717	
80	796	3 524	765	

4.3.2 第 2 组实验

表 5 数据表明,在 80% 的高密度噪声影响下,

改变不同的椒盐噪声比例,算法可以保持较高的检测准确度。并且,PIND 算法的检测准确度可以达到理想检测的效果,优于 BDND 算法和 SAWM 算法。

表5 模型3 噪声图像检测的 MD 和 FA
Table 5 MD and FA of model 3 noise image

噪声密度		BDND 算法		SAWM 算法		PIND 算法	
椒	盐	MD	FA	MD	FA	MD	FA
55	25	0	130	4	3	0	0
50	30	0	127	5	0	0	0
45	35	0	146	0	2	0	0
35	45	2	224	0	0	0	0
30	50	0	203	0	0	0	0
25	55	0	161	0	1	0	0

4.3.3 第3组实验

表6 为本文算法在采用不同阈值 T_d 恢复图像的峰值信噪比变化,数据证明,对于不同的阈值 T_d ,噪声恢复的效果不一样,阈值如果设置过小,算法有可能将平坦区域的噪声点误检测为边缘方向的噪声点,执行边缘恢复方法,影响最终的滤波输出;同理,如果阈值设置过大,算法有可能将边缘方向的噪声点误检测为平坦区域的噪声点,执行常规恢复方法,也会影响最终的滤波输出。因此,阈值的选取对于噪声恢复的准确率至关重要,对于 Lena 图像,可以看出,阈值选取在 10 左右最为适合。

表6 阈值 T_d 与 PSNR 关系
Table 6 Relationship of threshold T_d and PSNR

	阈值 T_d						
	7	8	9	10	11	12	13
PSNR	31.6	31.7	31.9	32.2	32.0	31.8	31.5

4.3.4 第4组实验

表7 数据表明,在低密度噪声下,3 种大小的检测窗口均可以达到 0 漏/误检测,因此,为了避免不必要的开销,采用 $w=5$ 即可;表8 数据表明,在高密度噪声下,检测窗口越大,漏/误检测越小,在 $w=9$ 时,已经接近于 0,因此,在高密度噪声下,扩大检测窗口的大小是有必要的。综上所述,本文提出的自适应调整检测窗口大小可以简单有效的平衡时间开销和检测准确度。

表7 低密度噪声下检测精度与窗口大小关系

Table 7 Relationship of detection accuracy and window size in low density noise

	/个		
	$w=5$	$w=7$	$w=9$
漏/误检测	0	0	0

表8 高密度噪声下检测精度与窗口大小关系

Table 8 Relationship of detection accuracy and window size in high density noise

	/个		
	$w=5$	$w=7$	$w=9$
漏/误检测	4	2	1

5 结 论

PIND 算法从理论上分析现行开关滤波算法的不足之处,结合统计意义方法和结构意义方法在检测准确度上的优势,自适应的调整检测窗口的大小并采取由粗糙到精确的递进迭代识别策略判定噪声点和噪声点类型,根据其类型不同执行对应恢复策略,可以针对自然图像进行脉冲噪声滤除。实验数据表明,本文算法的检测准确度更高;运行时间比 BDND 算法和 SAWM 算法分别提升 5~20 倍和 1~5 倍;PSNR 值比 BDND 算法和 SAWM 算法高 1~2 dB 左右。同时,从实验结果来看,PIND 算法相比于理想滤波还有一定差距,这是因为 PIND 算法虽然采取了不同的策略对不同类型的脉冲噪声进行恢复,但是并不能完全反应图像原本的结构,有待进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Li S T, Wang Yao N. Non-Linear adaptive removal of salt and pepper noise from images[J]. Journal of Image and Graphics, 2000, 5(12): 999-1001. [李树涛,王耀南. 图像椒盐噪声的非线性自适应滤除[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(12): 999-1001.] [DOI:10.11834/jig.20001204]
- [2] Qin P, Ding R T. Ordering threshold switching median filter[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(4): 412-416. [秦鹏,丁润涛. 一种基于排序阈值的开关中值滤波方法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(4): 412-416.] [DOI: 10.11834/jig.20040479]
- [3] Guan X P, Zhao L X, Tang Y G. Mixed filter for image denois-

- ing[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(3):332-337. [关新平, 赵立兴, 唐英干. 图像去噪混合滤波方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(3):332-337.] [DOI: 10.11834/jig.20050364]
- [4] Xie J B, Liu T, Ren Y. An adaptive fast filtering algorithm for removal of salt and pepper noise [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(5):843-847. [谢剑斌, 刘通, 任勇. 一种用于抑制椒盐噪声的自适应快速滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(5):843-847.]
- [5] Song Y, Li M T, Sun L N. Image salt & pepper noise self-adaptive suppression algorithm based on similarity function[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 5(33):474-479. [宋宇, 李满天, 孙立宁. 基于相似度函数图像椒盐噪声自适应滤波算法[J]. 自动化学报, 2007, 5(33):474-479.]
- [6] Wang F, Man Y Y. Salt & pepper noise removal algorithm based on fuzzy median filter [J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2012, 26(1):166-174. [王芳, 满益云. 基于模糊中值滤波的椒盐噪声去除方法[J]. 模糊系统与数学, 2012, 26(1):166-174.]
- [7] Li T Y, Wang M H, Yuan P G. Iterative algorithm for removing salt-pepper noise from highly corrupted image [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2012, 38(5):749-754. [李天翼, 王明辉, 袁培根. 图像高椒盐噪声的迭代滤除算法[J]. 北京工业大学学报, 2012, 38(5):749-754.] [DOI: 10.11834/jig.20090510]
- [8] Lv Z W, Tang Z D, Zhou L. One efficient and fast method for the removal of high-density salt and pepper noise[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(8):1903-1906. [吕宗伟, 唐治德, 周林. 一种高效快速的高密度椒盐噪声消除算法[J]. 电子学报, 2011, 39(8):1309-1906.]
- [9] Ng P E, Ma K K. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2006, 15(6):1506-1516.
- [10] Zhang X M, Xiong Y L. Impulse noise removal using directional difference based detector and adaptive weighted mean filter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 17(7):647-650.
- [11] Dong Y, Xu S. A new directional weighted median filter for removal of random-valued impulse noise [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(3):193-196.
- [12] Toh K K V, Isa N A M. Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(3):281-284.
- [13] Duan F, Zhang Y J. A highly effective impulse noise detection algorithm for switching median filter [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(7):647-650.
- [14] Chan R H, Ho C W, Nikolova M. Salt-and-pepper noise removal by median-type noise detectors and detail-preserving regularization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10):1479-1485.
- [15] Guo X, Guo B P. A fuzzy filter for color image corrupted by mixed noise [J]. IEEE Information and Knowledge in the Internet of Things, 2014, 10:177-181.
- [16] Baek S, Jeong S, Choi J S. Impulse noise reduction using distance weighted average filter [J]. IEEE Frontiers of Computer Vision, 2015, 21:1-5.
- [17] Sahaya D, Vasanth K, Jawahar S K. Removal of high density salt and pepper noise using neighborhood based switching filter [J]. IEEE Signal Processing Image Processing & Pattern Recognition, 2013, 10:224-228.
- [18] Li Z Y, Tang K Z, Hu J M, et al. Directional weighted mean filter for image with salt & pepper noise [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(11):1407-1415. [李佐勇, 汤可宗, 胡锦美, 林亚明. 椒盐图像的方向加权均值滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(11):1407-1415.] [DOI: 10.11834/jig.20131103]
- [19] Yang Z Z, Zhou J L, Lang F N. Noise detection and image denoising based on fractional calculus [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(10):1418-1429. [杨柱中, 周激流, 郎方年. 基于分数阶微积分的噪声检测和图像去噪[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(10):1418-1429.] [DOI: 10.11834/jig.20141003]