

# 基于二级修复的多方向加权均值滤波算法

马洪晋 聂玉峰

(西北工业大学理学院 西安 710072)

**摘要** 针对目前算法不能有效去除高概率的椒盐噪声并保护图像边缘和细节特征的缺点,提出了一种基于二级修复的多方向加权均值滤波算法。在噪声检测阶段,首先利用一个方差参数判断当前像素点与其邻域像素点之间的灰度差异程度,再通过将方差参数和灰度极值相结合的方法检测出图像中的椒盐噪声点。在噪声修复阶段,提出一种二级修复方法来修复噪声点的灰度值。首先利用改进的自适应中值滤波器对椒盐噪声点进行第一级噪声修复;然后利用方差参数将第一级修复后的噪声点划分为两类,并采用不同的修复方法对这两类像素点进行第二级噪声修复,一类像素点采用均值滤波器进行再修复,另外一类像素点采用多方向加权均值滤波器进行再修复。数值实验结果表明,所提算法的滤波性能和边缘保护能力均优于当下很多先进的滤波器。

**关键词** 图像去噪,椒盐噪声,方差参数,二级修复方法,多方向加权均值滤波

中图分类号 TN911 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.10.046

## Multi-directional Weighted Mean Denoising Algorithm Based on Two Stage Noise Restoration

MA Hong-jin NIE Yu-feng

(School of Natural and Applied Sciences, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract** In view of problem that some present algorithms cannot effectively remove salt-and-pepper noise meanwhile preserving edges and details in the case of high noise density, a multi-directional weighted mean denoising algorithm based on two stage noise restoration was proposed. In the noise detection stage, the proposed algorithm firstly introduces a variance parameter to judge the gray level difference between current pixel and its neighborhood pixels, then designs the noise detector by combining the variance parameter and gray level extreme. In the noise restoration stage, a two stage restoration method is introduced to restore the gray value of noisy pixels. Firstly, the restoration method uses the improved adaptive median filter to carry out the first stage noise restoration, then divides all the noisy pixels into two types and applies different restoration skills to carry out the second stage noise restoration. One type of noisy pixel is further restored by the mean filter and the other type of noisy pixel is further restored by the multi-directional weighted mean filter. Experimental results show that the proposed algorithm outperforms many state-of-the-art filters in terms of image denoising and edge preservation.

**Keywords** Image denoising, Salt-and-pepper noise, Variance parameter, Two stage restoration method, Multi-directional weighted mean filter

## 1 引言

图像在采集和传输的过程中不可避免地会引入各种噪声,其中椒盐噪声最为常见<sup>[1-2]</sup>。噪声的存在不仅会严重降低图像的质量,也会对后续的图像处理产生影响<sup>[3-5]</sup>,因此,在图像预处理中有效地去除噪声显得尤为重要。传统的非线性滤波器(如中值滤波器<sup>[6]</sup>)虽然可以去除图像中的椒盐噪声,但是只适用于对含较低密度的椒盐噪声的图像进行去噪,对于受到高密度椒盐噪声污染的图像,在滤除噪声后会模糊图像的边缘和细节特征。因此,针对中值滤波器的缺点和不足,研究学者们提出了很多改进的滤波器,如自适应中值滤波器<sup>[7-8]</sup>、加权中值滤波器<sup>[9-10]</sup>和开关中值滤波器<sup>[11-12]</sup>等。

近年来,开关中值滤波器在图像去噪领域中得到了普遍

关注。该滤波器首先利用噪声检测的方法检测出图像中的噪声点,再对噪声点进行修复,从而可以在去除噪声的同时保护图像的边缘。随着开关中值滤波器的迅速发展,出现了很多改进的开关中值滤波器<sup>[13-18]</sup>。2006年,Ng等提出了一种基于边界识别噪声检测的开关中值滤波器<sup>[14]</sup>,简称BDND滤波器,该滤波器首先自适应地选择合适大小的检测窗口来检测噪声点,再利用检测窗口内邻域像素点的灰度中值替换噪声点的灰度值。BDND滤波器的滤波性能优于传统的开关中值滤波器,但是该滤波器忽略了图像的方向特性,因此在滤除噪声后不能较好地保护图像的细节。2007年,Dong等提出了一种方向加权中值滤波器<sup>[15]</sup>,简称DWM滤波器,该滤波器首先利用每个像素点邻域内4个方向的图像信息来检测噪声点,再利用检测窗口内邻域像素点的加权灰度值替换噪声点

到稿日期:2018-03-26 返修日期:2018-06-19 本文受国家自然科学基金(11471262)资助。

马洪晋(1990-),女,博士生,主要研究方向为图像处理和科学计算等;聂玉峰(1968-),男,博士,教授,主要研究方向为科学计算和并行算法等,E-mail:yfnie@nwpu.edu.cn(通信作者)。

的灰度值。2012年, Lu等在DWM滤波器的基础上进行了改进,提出了一种改进的方向加权中值滤波器<sup>[16]</sup>,简称MDWM滤波器,该滤波器首先利用每个像素点邻域内12个方向的图像信息来检测噪声点,再利用最优方向上除具有灰度极值外的像素点的加权灰度值替换噪声点的灰度值。2014年, Li等在DWM滤波器和MDWM滤波器的基础上进一步改进,提出了一种改进的方向加权滤波器<sup>[17]</sup>,简称MDW滤波器,该滤波器首先利用每个像素点邻域内多个方向的图像信息和灰度极值来检测噪声点,再利用检测窗口内邻域像素点的加权灰度值替换噪声点的灰度值。2016年, Lu等提出了一种三值加权滤波器<sup>[18]</sup>,简称TVW滤波器,该滤波器首先利用一个可变的窗口对极值像素点进行判断,并将局部窗口内非极值像素点划分为3类,再利用这3类像素点的概率对其进行加权,最终利用邻域内像素点的加权灰度值替换噪声点的灰度值。

详细分析以上滤波器的去噪原理后发现它们存在两个缺点:1)这些滤波器不能适用于含不同密度的椒盐噪声的图像去噪;2)这些滤波器在处理高概率噪声密度污染的图像时会模糊图像的边缘和细节特征。为了克服以上缺点,本文提出了一种基于二级修复的多方向加权均值(Multi-directional Weighted Mean, MWM)滤波算法,该算法通过将方差参数和灰度极值相结合的方法可以有效地检测出图像中的噪声点,并利用二级修复方法准确地修复噪声点的灰度值。数值实验结果表明,本文算法可以有效地去除不同概率密度的椒盐噪声,并较好地保护图像的边缘和细节特征。

## 2 MWM滤波算法

MWM算法包括噪声检测和噪声修复两个阶段:在噪声检测阶段,通过将方差参数和灰度极值相结合的方法检测噪声点;在噪声修复阶段,利用二级修复方法修复噪声点的灰度值。二级修复方法首先利用改进的自适应中值滤波器进行第一级噪声修复,再根据第一级噪声修复后噪声点方差参数的大小将噪声点划分为两类,并采用不同的修复方法对这两类像素点进行第二级噪声修复。一类像素点采用均值滤波器进行再修复,另外一类像素点采用多方向加权均值滤波器进行再修复。图1给出了MWM算法的流程。

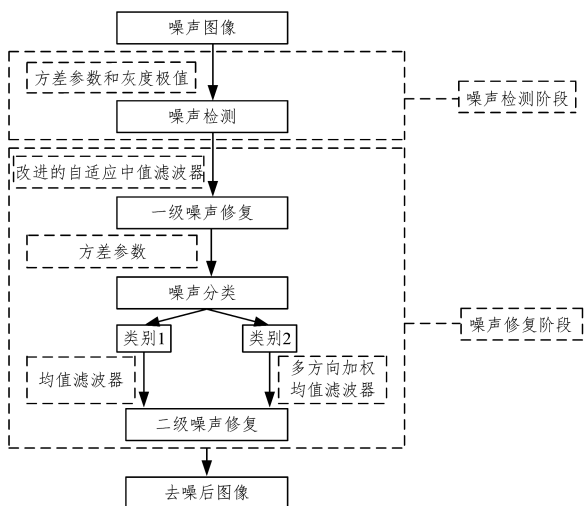


图1 MWM算法的流程图

Fig. 1 Flowchart of MWM algorithm

### 2.1 噪声检测

在任意一幅灰度图像中,被椒盐噪声污染的像素点具有最大或最小的灰度值,而且噪声点的灰度值与其邻域内其他像素点的灰度值之间存在较大的差异。因此,本文算法构造了一个方差参数来判断当前像素点与其邻域内像素点之间灰度差异的大小,并以此检测出图像中的椒盐噪声点。对于受椒盐噪声污染的图像中的任意一个像素点  $p_{i,j}$ ,建立一个以  $p_{i,j}$  为中心、大小为  $m \times m$  的检测窗口  $\Omega$ ,并按照如下步骤计算像素点  $p_{i,j}$  的方差参数  $V_{i,j}$ 。

(1) 计算检测窗口内所有像素点的灰度值的方差  $V_{i,j}^1$ :

$$V_{i,j}^1 = \frac{\sum_{k=1}^{m^2} (g_{s_k, t_k} - (\sum_{k=1}^{m^2} g_{s_k, t_k}) / m^2)^2 / m^2}{m^2} \quad (1)$$

其中,  $(s_k, t_k) \in \Omega$ ,  $g_{s_k, t_k}$  为像素点的  $p_{s_k, t_k}$  的灰度值。

(2) 计算像素点  $p_{i,j}$  的所有邻域像素点的灰度值的方差  $V_{i,j}^2$ :

$$V_{i,j}^2 = \frac{\sum_{k=1}^{m^2-1} (g_{s_k, t_k} - (\sum_{k=1}^{m^2-1} g_{s_k, t_k}) / (m^2-1))^2 / (m^2-1)}{m^2-1} \quad (2)$$

其中,  $(s_k, t_k) \in \Omega$ ,  $(s_k, t_k) \neq (i, j)$ 。

(3) 计算像素点  $p_{i,j}$  的方差参数  $V_{i,j}$ :

$$V_{i,j} = |V_{i,j}^1 - V_{i,j}^2| \quad (3)$$

方差  $V_{i,j}^1$  反映了检测窗口内所有像素点的灰度水平的变化程度,而方差  $V_{i,j}^2$  反映了所有邻域像素点的灰度水平的变化程度。若方差  $V_{i,j}^1$  与方差  $V_{i,j}^2$  之间存在明显差异,则检测窗口中心像素点  $p_{i,j}$  与其邻域像素点的灰度值之间存在较大的差异,因此具有较大方差参数的像素点可以被检测为噪声点。在数值实验中,选取一个参数  $T$  作为判定方差参数大小的阈值,参数  $T$  的取值与具体的噪声图像和噪声密度有关。窗口大小的取值根据椒盐噪声的密度大小而定,具体的取值方法为:当噪声密度低于50%时,检测窗口的大小为  $5 \times 5$ ;当噪声密度介于60%~70%时,检测窗口的大小为  $7 \times 7$ ;当噪声密度高于80%时,检测窗口的大小为  $9 \times 9$ 。此外,为了提高噪声检测的准确性,本文算法通过将方差参数和灰度极值相结合的方法来检测噪声点,下面给出具体的噪声检测过程。

(1) 对于被椒盐噪声污染的图像中的任意一个像素点  $p_{i,j}$ ,选取一个合适大小的检测窗口。

(2) 计算像素点  $p_{i,j}$  的方差参数  $V_{i,j}$ 。

(3) 按照式(4)判断像素点  $p_{i,j}$  的特性:

$$p_{i,j} \in \begin{cases} N, & V_{i,j} > T \text{ 且 } g_{i,j} \in \{0, 255\} \\ S, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $N$  表示椒盐噪声点,  $S$  表示信号点,  $g_{i,j}$  表示像素点  $p_{i,j}$  的灰度值。

### 2.2 噪声修复

#### 2.2.1 第一级噪声修复

传统的自适应中值滤波器在噪声检测阶段只利用灰度极值的方法检测噪声点,检测结果不够准确。对此,本文算法提出了一种改进的自适应中值滤波器,并利用该滤波器对噪声图像进行第一级噪声修复。对于受椒盐噪声污染的图像中的任意一个像素点  $p_{i,j}$ ,其灰度值的修复过程如下:

(1) 选取一个半径为  $r$  的检测窗口,并设定检测窗口半径的最大值为  $r_{\max}$ 。

(2) 识别出检测窗口内像素点灰度值的最大值  $g_{i,j}^{\max,r}$ 、最小值  $g_{i,j}^{\min,r}$  和中值  $g_{i,j}^{\text{med},r}$ ，并比较它们的大小。若满足  $g_{i,j}^{\min,r} < g_{i,j}^{\text{med},r} < g_{i,j}^{\max,r}$ ，则执行步骤(4)；否则， $r=r+1$ 。

(3) 若  $r < r_{\max}$ ，则执行步骤(2)；否则，像素点  $p_{i,j}$  的第一级修复值为  $g_{i,j}^1 = g_{i,j}^{\text{med},r_{\max}}$ ，算法终止。

(4) 若  $g_{i,j} = g_{i,j}^{\max,r}$  或  $g_{i,j} = g_{i,j}^{\min,r}$ ，并且  $V_{i,j} > T$ ，则像素点  $p_{i,j}$  为噪声点，其第一级修复值为  $g_{i,j}^1 = g_{i,j}^{\text{med},r}$ ；否则，像素点  $p_{i,j}$  为信号点，其第一级修复值为  $g_{i,j}^1 = g_{i,j}$ ，算法终止。

因此，第一级噪声修复后，图像中像素点的灰度值为：

$$g_{i,j}^1 = \begin{cases} \text{adpmed}(g_{i,j}), & p_{i,j} \in N \\ g_{i,j}, & p_{i,j} \in S \end{cases} \quad (5)$$

其中， $\text{adpmed}()$  为改进的自适应中值滤波器。

### 2.2.2 第二级噪声修复

为了进一步提高噪声修复的准确性，本文算法对第一级噪声修复后的图像进行第二级修复。噪声点方差参数的大小可以反映其灰度值与邻域像素点灰度值之间的差异程度，因此，首先根据第一级修复后噪声点方差参数的大小将噪声点划分为两类，然后根据噪声点的分类结果采用不同的修复方法对噪声点进行第二级修复。对于第一级修复后图像中的任意一个噪声点  $p_{i,j}$ ，按照如下的步骤计算其在  $3 \times 3$  的检测窗口  $\Omega_3$  内的方差参数  $V_{i,j}^3$ 。

(1) 计算检测窗口内所有像素点的灰度值的方差  $(V_{i,j}^3)^1$ ：

$$(V_{i,j}^3)^1 = \frac{\sum_{k=1}^9 (g_{s_k, t_k} - (\sum_{k=1}^9 g_{s_k, t_k})/9)^2}{9} \quad (6)$$

其中， $(s_k, t_k) \in \Omega_3$ ， $g_{s_k, t_k}$  为像素点  $p_{s_k, t_k}$  的灰度值。

(2) 计算像素点  $p_{i,j}$  的所有邻域像素点的灰度值的方差  $(V_{i,j}^3)^2$ ：

$$(V_{i,j}^3)^2 = \frac{\sum_{k=1}^8 (g_{s_k, t_k} - (\sum_{k=1}^8 g_{s_k, t_k})/8)^2}{8} \quad (7)$$

其中， $(s_k, t_k) \in \Omega_3$ ， $(s_k, t_k) \neq (i, j)$ 。

(3) 计算像素点  $p_{i,j}$  的方差参数  $V_{i,j}^3$ ：

$$V_{i,j}^3 = |(V_{i,j}^3)^1 - (V_{i,j}^3)^2| \quad (8)$$

方差参数  $V_{i,j}^3$  反映了第一级修复后噪声点  $p_{i,j}$  的灰度值与其邻域内像素点灰度值之间的差异程度，因此选择一个参数  $T_3$  作为一个分界值来判断第一级修复后噪声点  $p_{i,j}$  的特性，下面给出具体的判断过程。

(1) 若  $V_{i,j}^3 \leq T_3$ ，则表明第一级修复后噪声点  $p_{i,j}$  在  $3 \times 3$  的检测窗口内的方差参数较小，噪声点  $p_{i,j}$  的第一级修复值与其邻域内像素点的灰度值的差异较小。

(2) 若  $V_{i,j}^3 > T_3$ ，则表明第一级修复后噪声点  $p_{i,j}$  在  $3 \times 3$  的检测窗口内的方差参数较大，噪声点  $p_{i,j}$  的第一级修复值与其邻域内像素点的灰度值的差异较大。

按照以上判断过程，逐一对待图像中的每个噪声点进行判断，再根据判断结果将第一级修复后的噪声点划分为两类，具有较小方差参数的噪声点归为一类；具有较大方差参数的噪声点归为一类；并采用均值滤波器对第一类噪声点进行第二级噪声修复，采用多方向加权均值滤波器对第二类噪声点进行第二级噪声修复。

多方向加权均值滤波器通过利用图像多方向的信息来修

复噪声点。首先，在噪声点的局部窗口内设计如图2所示的12个不同方向的模板；其次，逐一计算12个方向模板上的每个像素点与中心像素点之间的灰度差异值之和，并选择具有最小的灰度差异值之和的模板作为最优的方向模板；最后，利用方向模板上像素点的加权平均灰度值作为噪声点的修复值。局部窗口大小的取值根据椒盐噪声的密度大小而定，具体的取值方法与式(1)中窗口大小的取值方法相同，以  $7 \times 7$  的局部窗口为例，图3为其12个方向模板的示意图。

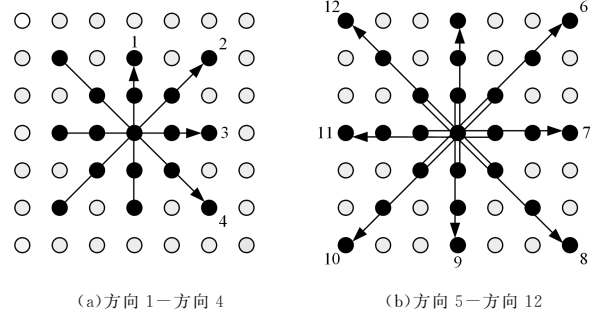


图2 12个方向模板

Fig. 2 Twelve direction templates

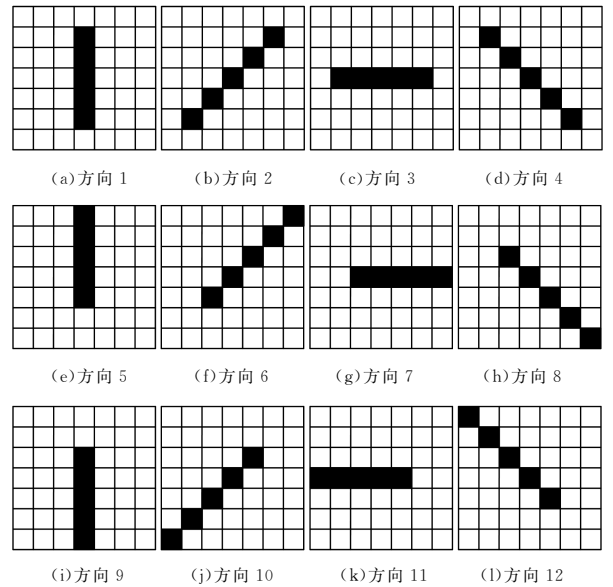


图3  $7 \times 7$  窗口内的12个方向模板

Fig. 3 Twelve direction templates in  $7 \times 7$  window

对于第一级修复后图像中的任意噪声点  $p_{i,j}$ ，按照如下步骤选择其最优的方向模板。

(1) 选取一个大小为  $m \times m$  的局部窗口，并在该窗口内设计12个方向模板。

(2) 计算每个方向模板  $E^l$  上的像素点与中心像素点之间的灰度差异值之和  $d_{i,j}^l$ ：

$$d_{i,j}^l = \sum_{(s_k, t_k) \in E^l} \omega_{s_k, t_k} |g_{s_k, t_k} - g_{i,j}^1| \quad (9)$$

其中， $(s_k, t_k) \in \Omega$ ， $(s_k, t_k) \neq (i, j)$ ， $l(1 \leq l \leq 12)$  为图2中的方向指标。噪声点的邻域像素点的权值  $\omega_{s_k, t_k}$  的取值如下：

$$\omega_{s_k, t_k} = \begin{cases} 2, & (s_k, t_k) \in \Omega_3 \\ 1, & (s_k, t_k) \notin \Omega_3 \end{cases} \quad (10)$$

其中， $\Omega_3$  为以噪声点为中心的  $3 \times 3$  的窗口。

(3)选取最小灰度差异值之和  $d_{i,j}^*$  :

$$d_{i,j}^* = \arg \min\{d_{i,j}^l, 1 \leq l \leq 12\} \quad (11)$$

(4)选择具有最小灰度差异值之和的模板为最优的方向模板  $E^{l^*}$ 。

选取了最优的方向模板之后,利用方向模板上像素点的加权平均灰度值作为噪声点的修复值,下面给出修复值的具体计算过程。

(1)计算最优方向模板上的像素点与噪声点之间的棋盘距离  $h_{s_k, t_k}$  :

$$h_{s_k, t_k} = \max(|s_k - i|, |t_k - j|) \quad (12)$$

其中,  $(s_k, t_k) \in E^{l^*}$ ,  $(s_k, t_k) \neq (i, j)$ 。

(2)计算最优方向模板上的像素点的权值  $e_{s_k, t_k}$  :

$$e_{s_k, t_k} = \frac{h_{s_k, t_k}^{-1}}{\sum_{k=1}^n h_{s_k, t_k}^{-1}} \quad (13)$$

其中,  $n$  为最优方向模板上的像素点的个数。

(3)计算噪声点的第二级修复值  $g_{i,j}^2$  :

$$g_{i,j}^2 = \sum_{k=1}^n g_{s_k, t_k} e_{s_k, t_k} \quad (14)$$

因此,第二级噪声修复后,图像中像素点的灰度值为:

$$g_{i,j}^2 = \begin{cases} g_{i,j}^1, & p_{i,j} \in S \\ \text{mean}(g_{i,j}^1), & p_{i,j} \in N \text{ 且 } V_{i,j}^3 \leq T_3 \\ \text{mwm}(g_{i,j}^1), & p_{i,j} \in N \text{ 且 } V_{i,j}^3 > T_3 \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $g_{i,j}^2$  为像素点  $p_{i,j}$  的第二级修复值,  $\text{mean}()$  表示均值滤波器,  $\text{mwm}()$  表示多方向加权均值滤波器。

### 3 数值实验结果

为了验证本文算法的有效性,将其与改进的开关中值滤波器 SM<sup>[13]</sup>、方向加权中值滤波器 DWM<sup>[15]</sup>、改进的方向加权中值滤波器 MDWM<sup>[16]</sup>、改进的方向加权滤波器 MDW<sup>[17]</sup> 和三值加权滤波器 TVW<sup>[18]</sup> 进行滤波性能比较。选取 Lena, Boat 和 Zelda 图像作为测试图像,实验中椒盐噪声的概率密度从 10% 增加至 90%,以 10% 为间隔进行测试。采用峰值信噪比(PSNR)作为衡量不同算法的滤波性能参数,其数学表达式为:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \hat{\wedge}(u(i,j) - u(i,j))^2} \quad (16)$$

其中,  $u$  表示原始的不含噪声的图像,  $\hat{\wedge}u$  表示去除噪声后的图像,图像的大小为  $M \times N$ 。

表 1 对比了不同算法对 Lena 图像去噪后的 PSNR 值。实验数据显示,在不同噪声密度污染的情况下,SM 和 DWM 算法的 PSNR 值均低于其他算法,表明其他算法的滤波性能优于 SM 和 DWM 算法;当噪声密度低于 40% 时,MDW 和 MWM 算法的 PSNR 值高于 MDWM 和 TVW 算法,表明在较低密度噪声污染的情况下前者较后者的滤波性能更优;当噪声密度高于 50% 时,TVW 和 MWM 算法的 PSNR 值高于 MDWM 和 MDW 算法,表明在中高密度噪声污染的情况下前者较后者的滤波性能更优;在不同的噪声密度污染的情况

下,MWM 算法的 PSNR 值最高,表明 MWM 算法的滤波性能最优。

表 1 不同算法对 Lena 图像去噪后的 PSNR 值的对比

Table 1 Comparison of restoration results in terms of PSNR for Lena image by different algorithm

噪声密度/%	PSNR/dB					
	SM	DWM	MDWM	MDW	TVW	MWM
10	36.12	40.78	41.50	42.71	42.53	43.27
20	33.42	37.02	38.13	39.49	39.12	40.02
30	31.36	34.63	36.10	37.28	36.92	37.83
40	29.88	32.51	34.16	35.41	35.16	36.01
50	28.54	30.23	32.62	33.44	33.87	34.26
60	26.76	27.69	31.22	31.34	32.29	32.30
70	24.47	25.23	29.77	30.35	30.95	31.25
80	19.52	21.00	27.94	28.81	29.12	29.64
90	8.80	15.45	25.34	26.57	26.84	27.36

表 2 和表 3 分别给出不同算法对 Boat 和 Zelda 图像去噪后的 PSNR 值对比情况。实验数据表明,与其他算法相比,MWM 算法能获得更高的 PSNR 值,其滤波性能优于其他算法。

表 2 不同算法对 Boat 图像去噪后的 PSNR 值的对比

Table 2 Comparison of restoration results in terms of PSNR for Boat image by different algorithms

噪声密度/%	PSNR/dB					
	SM	DWM	MDWM	MDW	TVW	MWM
10	32.84	36.19	38.60	39.78	39.48	40.18
20	30.05	32.81	35.41	36.53	36.31	37.03
30	28.15	30.44	33.15	34.21	34.02	34.60
40	26.76	28.61	31.31	32.60	32.54	33.09
50	25.08	26.70	29.82	30.85	31.14	31.47
60	23.16	24.25	28.32	28.15	29.55	29.02
70	20.54	22.10	26.85	27.20	28.15	28.21
80	13.25	18.36	25.09	25.94	26.40	26.75
90	7.83	14.42	22.73	23.80	23.98	24.43

表 3 不同算法对 Zelda 图像去噪后的 PSNR 值的对比

Table 3 Comparison of restoration results in terms of PSNR for Zelda image by different algorithms

噪声密度/%	PSNR/dB					
	SM	DWM	MDWM	MDW	TVW	MWM
10	39.72	43.39	45.49	47.26	46.73	47.81
20	36.90	39.85	42.04	43.84	43.47	44.35
30	35.26	37.76	40.00	41.56	41.22	42.23
40	33.48	35.27	37.93	39.53	39.37	41.47
50	31.98	33.32	36.39	36.24	37.85	37.52
60	30.05	30.92	34.79	34.96	36.25	36.31
70	25.79	27.26	33.05	33.81	34.57	34.84
80	14.55	22.85	31.12	31.87	32.83	33.08
90	8.42	16.33	28.35	29.41	30.27	30.62

图 4 是不同算法对 3 幅测试图像去噪后的平均 PSNR 值的比较图。比较结果显示,在较低密度噪声污染的情况下,SM 和 DWM 算法的平均 PSNR 值均低于其他算法,表明其他算法的滤波性能优于 SM 和 DWM 算法;而且 MDW 和 MWM 算法的平均 PSNR 值高于 MDWM 和 TVW 算法,表明前者较后者能更有效地滤除低密度的椒盐噪声。在中高密度噪声污染的情况下,TVW 和 MWM 算法的平均 PSNR 值高于 MDWM 和 MDW 算法,表明前者能更有效地滤除中高密度的椒盐噪声。在不同的噪声密度污染的情况下,MWM 算法

的平均 PSNR 值最高,表明 MWM 算法的滤波性能最优。

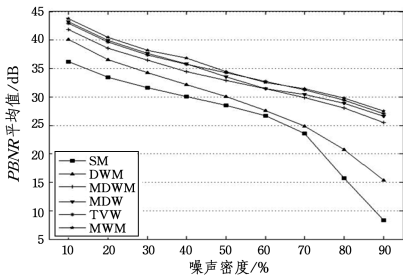


图 4 不同算法的平均 PSNR 值的比较

Fig. 4 Comparison of average PSNR (dB) by different algorithms

图 5 给出不同算法对受 50%椒盐噪声污染的 Lena 图像的去噪效果。结果显示,SM 和 DWM 算法在滤除噪声后模糊了图像的边缘,其去噪效果最差。MDWM,MDW,TVW 和 MWM 算法可以有效地滤除噪声并保护图像的边缘,其去噪效果明显优于 SM 和 DWM 算法。TVW 和 MWM 算法在滤除噪声后不仅可以保护图像的边缘,还能较好地保护图像的细节特征,如帽穗,其去噪效果优于 MDWM 和 MDW 算法。相比于其他算法,MWM 算法的去噪效果最优。

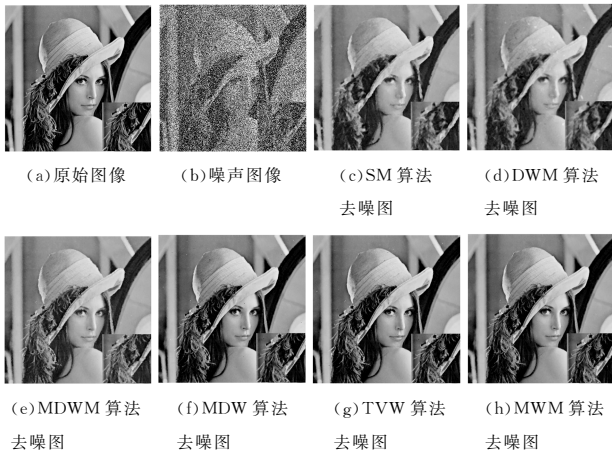


图 5 各算法对 Lena 图像的去噪效果

Fig. 5 Restoration results of various algorithms for Lena image

图 6 给出不同算法对受 80%椒盐噪声污染的 Zelda 图像的去噪效果。

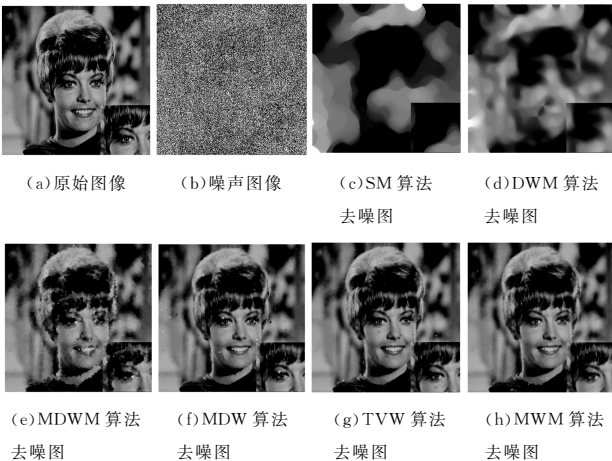


图 6 各算法对 Zelda 图像的去噪效果

Fig. 6 Restoration results of various algorithms for Zelda image

图 6 显示,SM 和 DWM 算法不能有效地去除高密度的椒盐噪声,其去噪效果最差。MDWM 和 MDW 算法可以去除高密度的椒盐噪声,其去噪效果优于 SM 和 DWM 算法,但在滤除噪声后模糊了图像的边缘和细节特征。TVW 算法可以有效地去除高密度的椒盐噪声,并且在滤除噪声后保护了图像的边缘,其去噪效果优于 MDWM 和 MDW 算法,但其去噪结果中仍存在少量的噪声点。MWM 算法不仅可以有效去除高密度的椒盐噪声,还可以保护图像的边缘和细节特征,其去噪效果明显优于其他算法。

上述实验结果表明,相比于其他算法,MWM 算法具有更强的噪声去除和边缘保护的能力。

结束语 本文提出的二级修复算法将方差参数和灰度极值相结合,可以有效地检测图像中的椒盐噪声点,并利用二级修复方法对图像中的噪声点进行准确的修复,可以在有效去除噪声的同时保护图像的边缘和细节特征。数值实验验证了本文算法对椒盐噪声去除的有效性和准确性,而且相比于当下很多先进的滤波器,本文算法能够得到更优的图像去噪效果。

### 参考文献

[1] TANG H S, NI R R, ZHAO Y, et al. Median filtering detection of small-size image based on CNN [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2018, 51: 162-168.

[2] ZHANG A L, LI P, LIU S. Algorithm of image salt and pepper noise elimination based on particle swarm algorithm [J]. Computer Science, 2017, 44(8): 301-305. (in Chinese)  
张爱玲, 李鹏, 刘晟. 基于粒子群算法的图像椒盐噪声去除算法 [J]. 计算机科学, 2017, 44(8): 301-305.

[3] JIAO Y, WU J S, JIAO L C. An image segmentation method based on network clustering model [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2018, 490: 1532-1542.

[4] WANG J Q, BI J, WANG L J, et al. A non-reference evaluation method for edge detection of wear particles in ferrograph images [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 863-876.

[5] CHENG J, ZHU J M, WU J. Double level set image segmentation based on image layer [J]. Computer Science, 2015, 42(6): 308-312. (in Chinese)  
陈静, 朱家明, 吴杰. 基于图像层的双水平集图像分割 [J]. 计算机科学, 2015, 42(6): 308-312.

[6] HUANG T, YANG G, TANG G. A fast two-dimensional median filtering algorithm [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1979, 27(1): 13-18.

[7] HWANG H, HADDAD R. Adaptive median filters: new algorithms and results [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(4): 499-502.

[8] HUANG Y, LEI T, FAN Y Y, et al. Adaptive decision-based unsymmetric trimmed median filter [J]. Computer Science, 2015, 42(1): 303-307. (in Chinese)  
黄燕, 雷涛, 樊养余, 等. 基于自适应窗口的裁剪中值滤波方法 [J]. 计算机科学, 2015, 42(1): 303-307.

- Learning Affordance for Direct Perception in Autonomous Driving [C]//IEEE International Conference on Computer Vision, 2015;2722-2730.
- [4] JEONG P, NEDEVSKI S. Efficient and robust classification method using combined feature vector for lane detection [J]. Circuits and Systems for Video Technology, 2005, 15(4): 528-537.
- [5] GOPALAN R, HONG T, SHNEIER M, et al. A learning approach towards detection and tracking of lane markings [J]. Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(3): 1088-1098.
- [6] SATZODA R K, SATHYANARAYANA S, SRIKANTHAN T, et al. Hierarchical additive hough transform for lane detection [J]. Embedded Systems Letters, 2010, 2(2): 23-26.
- [7] CHEN Q, WANG H. real-time lane detection algorithm based on a hyperbola-pair model [C]// Intelligent Vehicles Symposium, Tokyo; IEEE, 2006; 510-515.
- [8] WU B F, LIN C T, CHEN Y L. Dynamic calibration and occlusion handling algorithms for lane tracking [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2009, 56(5): 1757-1773.
- [9] BORKAR A, HAYES M, SMITH M T. Robust lane detection and tracking with ransac and Kalman filter [C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2010; 3225-3228.
- [10] LEE M, JANG C, SUNWOO M. Probabilistic lane detection and lane tracking for autonomous vehicles using a cascade particle filter [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D Journal of Automobile Engineering, 2015, 229(12): 1-15.
- [11] JU H Y, LEE S W, PARK S K, et al. A Robust Lane Detection Method Based on Vanishing Point Estimation Using the Relevance of Line Segments [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, PP(99): 1-13.
- [12] WANG W, SHEN J, SHAO L. Consistent video saliency using local gradient flow optimization and global refinement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 4185-4196.
- [13] WANG W, SHEN J, PORIKLI F. Saliency-aware geodesic video object segmentation [C]// Computer Vision & Pattern Recognition, 2015; 3395-3402.
- [14] ALY M. Real time detection of lane markers in urban streets [C]// IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2008; 7-12.
- [15] BERTOZZI M, BROGGI A. GOLD: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(1): 62-81.
- [16] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [17] HAN G F, LI X M, WU X. Research of lane line detection in the vision navigation of unmanned vehicle [J]. Fire Control Command Control, 2015, 40(6): 152-158. (in Chinese)  
韩广飞, 李晓明, 武潇. 无人驾驶汽车视觉导航中车道线检测的研究 [J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(6): 152-158.
- [18] LI C, LIU H Z, YUAN J Z, et al. Real-time Lane Detection Algorithm Based on Inter-frame Correlation [J]. Computer Science, 2017, 44(2): 317-323. (in Chinese)  
李超, 刘宏哲, 袁家政, 等. 一种基于帧间关联的实时车道线检测算法 [J]. 计算机科学, 2017, 44(2): 317-323.
- [19] CHEN W W, JIANG Y T, TAN D K. A Fast Lane Marking Recognition Algorithm Based on Edge Projection [J]. Automotive Engineering, 2017, 39(3): 357-363. (in Chinese)  
陈无畏, 蒋玉亭, 谈东奎. 一种基于边缘点投影的车道线快速识别算法 [J]. 汽车工程, 2017, 39(3): 357-363.
- [20] SONG R, CHEN H, XIAO Z G, et al. Lane detection algorithm based on geometric moment sampling [J]. Computer Science, 2017, 44(2): 455-467. (in Chinese)  
宋锐, 陈辉, 肖志光, 等. 基于几何矩采样的车道线检测算法 [J]. 中国科学: 信息科学, 2017, 47(4): 455-467.
- [21] HALOIM J, JAYAGOPI D B. A robust lane detection and departure warning system [C]// IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2015: 126-131.

(上接第 254 页)

- [9] BROWNRIGG D. The weighted median filter [J]. Image Processing and Computer Vision, 1984, 27(8): 807-818.
- [10] ROY A, SINGHA J, MANAM L, et al. Combination of adaptive vector median filter and weighted mean filter for removal of high-density impulse noise from colour images [J]. IET Image Processing, 2017, 11(6): 352-361.
- [11] ZHANG Z, HAN D Q, DEZERT J, et al. A new adaptive switching median filter for impulse noise reduction with pre-detection based on evidential reasoning [J]. Signal Processing, 2018, 147: 173-189.
- [12] ZENG X Y, HUANG Z H, ZHOU J Z. Switching median filter with boundary discriminative noise detection [J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(14): 176-179. (in Chinese)  
曾宪佑, 黄佐华, 周进朝. 基于差分分层噪声检测的开关中值滤波算法 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(14): 176-179.
- [13] ZHANG S, KARIM M. A new impulse detector for switching median filters [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(11): 360-363.
- [14] NG P, MA K. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1506-1516.
- [15] 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.
- [16] LU C T, CHOU T C. Denoising of salt-and-pepper noise corrupted image using modified directional weighted median filter [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 3(10): 1287-1295.
- [17] LI Z Y, LIU G H, XU Y, et al. Modified directional weighted filter for removal of salt & pepper noise [J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 40(15): 113-120.
- [18] LU C T, CHEN Y Y, WANG L L, et al. Removal of salt-and-pepper noise in corrupted image using three-values-weighted approach with variable-size window [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 80(C): 188-199.