

去除脉冲噪声的小波阈值去噪算法

方斌¹, 陈家益^{2*}

¹广州城建职业学院信息工程学院, 广东 广州 510925;

²广东医科大学生物医学工程学院, 广东 湛江 524023

摘要 为了克服现有脉冲噪声去除算法的缺陷, 进一步提升算法的去噪性能和鲁棒性, 提出了一种去除脉冲噪声的小波阈值去噪算法。首先, 根据脉冲噪声的灰度特征、分布的随机性及近似均匀性, 用统计方法识别噪声像素。然后, 用基于信噪强度的自适应阈值和可微收缩函数的小波去噪方法恢复噪声像素。实验结果表明, 相比现有算法, 本算法去噪得到的图像视觉感知效果、峰值信噪比和边缘保持指数均有较大提升, 且具有更好的鲁棒性。

关键词 图像处理; 脉冲噪声; 中值滤波; 自适应阈值; 可微收缩函数; 小波阈值去噪

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2210016

Wavelet Threshold Denoising Algorithm for Impulse Noise Removal

Fang Bin¹, Chen Jiayi^{2*}

¹School of Information Engineering, Guangzhou City Construction College, Guangzhou, Guangdong 510925, China;

²School of Biomedical Engineering, Guangdong Medical University, Zhanjiang, Guangdong 524023, China

Abstract In order to address the deficiencies of existing algorithms for impulse noise removal, and to further improve denoising performance and robustness, a wavelet threshold denoising algorithm for impulse noise removal is proposed in this paper. First, based on the gray-scale characteristic of impulse noise, the randomness and approximate uniformity of its distribution, the noisy pixels are identified by using statistical method. Then, a wavelet denoising method based on an adaptive threshold of the signal-to-noise intensity and a differentiable shrinkage function is used to restore the noisy pixels. The experimental results show that, compared with the existing algorithms, the image visual perception effect, peak signal-to-noise ratio and edge preservation index obtained by the proposed algorithm are greatly improved, and it has better robustness.

Key words image processing; impulse noise; median filter; adaptive threshold; differentiable shrinkage function; wavelet threshold denoising

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008; 100.4996

1 引言

图像去噪在医学成像、卫星成像及模式识别等领域中具有重要意义。脉冲噪声是一种常见的噪声, 可表现为图像中随机的黑点和白点。电气条件、光强度、成像传感器的缺陷以及传输误差等因素^[1]是产生脉冲噪声的主要原因。当 z 为最小值噪声

或最大值噪声像素时, 脉冲噪声的概率密度函数为 $P(z) = d/2$; 当 z 为信号像素时, 脉冲噪声的概率密度函数为 $P(z) = 1 - d$ 。其中, d 为噪声密度。通常用中值滤波器和自适应中值滤波器去除脉冲噪声^[2], 其原理是用邻域像素的灰度中值替换噪声像素的灰度, 缺乏对细节和边缘的保持能力。Vasanth 等^[3-4]提出了基于决策的非对称修剪中点

收稿日期: 2021-01-11; 修回日期: 2021-01-29; 录用日期: 2021-02-17

基金项目: 国家自然科学基金(61705095)

通信作者: *beyond38@163.com

算法及非对称修剪的变体滤波算法,但这类算法进行去噪处理时图像会出现模糊、褪色和涂抹等效果。吕俊瑞等^[5]将相对全变差融入加权核范数中,对加权核范数最小化的低秩表示模型施加相对全变差范数约束,提出了一种新的去噪模型。邻近移动窗的中值滤波(AMWMF)算法^[6]提出了移动窗的概念,当移动窗中存在可利用的信号像素时,用其灰度中值对噪声像素进行恢复。张雪峰等^[7]提出了一种结合中值滤波和分数阶滤波(MFFOF)的图像去噪与增强方法,分别用中值滤波和分数阶滤波对噪声像素和非噪声像素进行处理,但其基于邻域梯度的噪声检测机制不能提升噪声检测的准确性。Erkan等^[8]提出了一种自适应频率中值滤波算法,用频率中值恢复噪声像素的灰度,频率中值能在估测灰度时去除邻域中的噪声像素,更侧重于灰度的唯一性。

针对脉冲噪声检测与去除具有的不确定性,人们将模糊技术引入脉冲噪声的去除中。如 Zhou^[9]将不确定检测器和加权模糊滤波器应用于脉冲噪声去除,但该算法的计算复杂度较高。Ahmed等^[10]提出了一种迭代自适应模糊滤波算法,可去除高密度的脉冲噪声。但该算法使用的待定参数过多,对各种密度的噪声缺乏鲁棒性,难以得到有效的去噪效果。Roy等^[11]使用支持向量机和模糊滤波器去除噪声,该方法可以很好地保持图像的细节结构。Vijaya等^[12]提出了一种自适应的模糊非对称修剪均值滤波器,用数学 3N 法则对噪声进行检测,然后用非对称修剪均值恢复噪声像素。Fareed等^[13]提出了一种选择性的自适应均值滤波(ASMF)算法,Nasri等^[14]用开关滤波器对非局部均值滤波算法进行改进,Varghese等^[15]对文献[14]中的算法进行改进,提出了自适应非局部均值滤波算法。虽然图像块的信息含量比单个像素多,但对于高密度噪声,非局部均值难以估测和发掘图像的有效信息,难以准确衡量含噪图像块之间的相似性。因此,Delon等^[16]设计了一种定义图像块距离的统计估测器,可估算图像块之间的相似性。自适应动态加权均值滤波(ADWMF)算法^[17]用邻域大小自适应的加权均值恢复噪声像素,其中,加权算子源于高斯分布曲面,可准确反映邻域像素之间的相关性。为了提升算法的效率和像素灰度估测的准确性,Erkan等^[18]提出一种邻域大小固定的迭代均值滤波(IMF)算法。对于低密度噪声,该算法使用的固定小邻域能提升灰度估测的准确性;对于高密度噪声,迭代的去

噪处理过程能保证去噪的彻底性和有效性。对噪声像素的恢复实质上就是运用插值技术对噪声像素的灰度进行估测。Jayasree等^[19]将三次样条插值应用于脉冲噪声的去除中。Bai等^[20]提出了基于连分式插值的滤波算法。Sanaee等^[21]提出了一种基于图像纹理结构的插值方法,可减少去噪图像中的锯齿状边缘和模糊细节。Mújica-Vargas等^[22]提出了一种能有效去除脉冲噪声的非线性方法(ENA),用绝对离差中位数对噪声进行检测,用 M 估计器增强最近邻插值方法的效果,在去除噪声的同时具有一定的边缘和细节保持能力。

为了突破现有算法的瓶颈,进一步提升算法的去噪性能和鲁棒性,本文提出了一种去除脉冲噪声的小波阈值去噪算法(WTDA)。首先,基于噪声的分布统计特征对噪声进行检测。然后,提出了一种基于信噪强度自适应的阈值以及可微收缩函数的小波去噪算法。最后,用实验证明了本算法的有效性和实用性。

2 基于分布统计特征的噪声检测

脉冲噪声表现为图像中随机的黑点和白点,但并不是所有的黑白像素都是噪声,因此,将脉冲噪声与黑白信号像素进行准确区分是去噪算法的关键。根据脉冲噪声分布的随机性和近似均匀性,提出了一种基于分布统计特征的噪声检测方法。具体步骤如下。

1) 将图像中灰度值为 0 和 255 的像素作为候选噪声像素。

2) 确认候选噪声像素点是否满足 3×3 邻域内的灰度值全为 0(条件①)、 3×3 邻域内的灰度值全为 255(条件②)、候选像素的灰度为 0 且 5×5 邻域内灰度值为 0 的像素数量大于设定阈值 T_h (条件③)、候选像素的灰度值为 255 且 5×5 邻域内灰度值为 255 的像素数量大于 T_h (条件④)中的任意一个条件,如满足,则将该候选噪声像素确认为信号像素;否则,将该候选噪声像素确定为噪声像素。其中,条件①和②适用于低密度噪声,条件①表明当前像素处于一块黑色区域中,条件②表明当前像素处于一块白色区域中。条件③和④适用于高密度的噪声,条件③表明当前像素处于一块黑色区域中,少部分白色像素是脉冲噪声;条件④表明当前像素处于一块白色区域中,少部分黑色像素是脉冲噪声。在数据集 SET12 上用迭代试错法进行实验,以最准确的噪声检测结果为目标,确定 T_h 的最优值为 20。

3 小波阈值去噪算法

小波阈值去噪算法通常只适用于高斯噪声和瑞利噪声等一些加性噪声,而脉冲噪声是以一定密度随机且近似均匀地分布在图像中,图像中有完好的信号像素和噪声像素,直接使用小波阈值去噪算法会破坏信号像素。因此,将小波阈值去噪算法仅应用于噪声像素中,其余像素保持不变。小波阈值去噪最早由 Donoho 等^[23]提出,包括硬阈值、软阈值收缩函数及通用阈值。相关研究表明,小波去噪需要一个能准确区分信号和噪声像素的阈值以及一个连续可微且高度逼近原系数的收缩函数^[24]。因此,提出了一种基于信噪强度自适应的阈值及可微收缩函数的小波去噪算法。

3.1 信噪强度自适应的阈值

基于通用阈值^[23]与改进的阈值^[24],经过数学推算与实验研究,提出了一种基于信噪局部方差的自适应阈值,可表示为

$$T = k \frac{\sigma_n^2}{1 + \sigma_x}, \quad (1)$$

式中, σ_n 和 σ_x 分别为噪声和小波子带信号的强度,即标准差, k 为系数。Donoho 等^[23]提出的鲁棒中值估计方法中, σ_n 可表示为

$$\sigma_n = \frac{X_{\text{median}}(|H_1|)}{0.6745}, \quad (2)$$

式中, H_1 为含噪图像第 1 层小波分解的对角子带系数, X_{median} 为取中值函数。 σ_{suby} 为含噪图像小波子带 X_{suby} 的标准差,可表示为

$$\sigma_{\text{suby}} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [X_{\text{suby}}(i, j) - X_{\text{mean}}(X_{\text{suby}})]^2}, \quad (3)$$

式中, $M \times N$ 为小波子带图像的尺寸, X_{mean} 为取均值函数。 σ_x 可表示为

$$\sigma_x = \sqrt{X_{\text{max}}(\sigma_{\text{suby}}^2 - \sigma_n^2, 0)}, \quad (4)$$

式中, X_{max} 为取最大值函数。为了确定 k 的最优取值,将取不同 k 值的阈值 T 与收缩函数相结合应用于噪声密度为 50% 的数据集 SET12 中,得到去噪后图像的平均峰值信噪比 (PSNR) 如图 1 所示,根据平均 PSNR 曲线得到 k 的最优值为 1.564。自适应阈值 T 根据小波子带信号的强度和噪声强度选取,与噪声的方差成正比,当噪声强度较大时,得到的阈值 T 较大,以彻底去除噪声系数; T 与小波子带信号的标准差成反比,当小波子带信号的强度较大时,得到的阈值 T 较小,以保护信号系数。

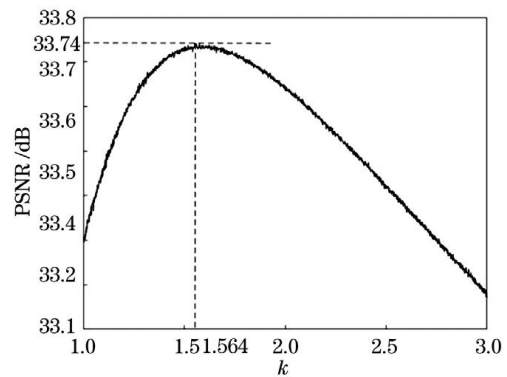


图 1 不同 k 对应的 PSNR

Fig. 1 PSNR corresponding to different k

3.2 可微收缩函数

Donoho 等^[23]提出的硬、软阈值函数如图 2(a) 和图 2(b) 所示。可以发现,硬阈值函数不连续,去噪图像易产生伪吉布斯和振铃现象;软阈值函数虽然连续,但量化处理后的小波系数幅值比原系数减少一个阈值 T ,图像容易产生过平滑和模糊现象。改进收缩函数的目标就是尽量找到一个连续、光滑且无限逼近图像系数的阈值函数,以避免去噪图像出现伪吉布斯和失真现象,并保持图像的细节和纹理结构。因此,提出了一种连续、可微且无限逼近的阈值函数,如图 2(c) 所示。该函数可表示为

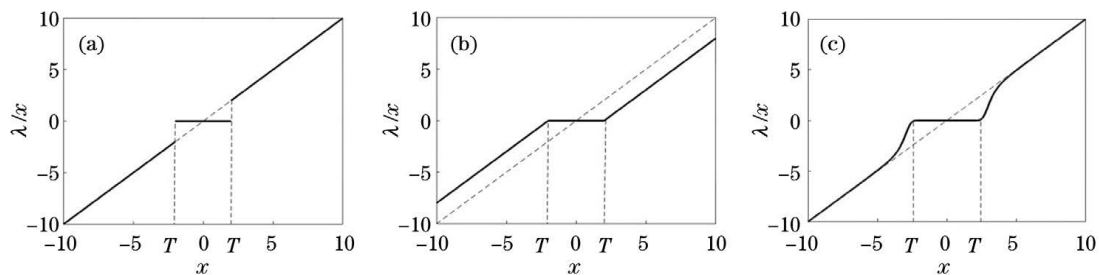


图 2 收缩函数。(a)硬阈值函数;(b)软阈值函数;(c)可微渐近的收缩函数

Fig. 2 Shrinkage functions. (a) Hard threshold function; (b) soft threshold function; (c) differentiable asymptotic shrinkage function

$$\lambda(x, T) = \begin{cases} x \left[1 - \frac{1}{1 + (|x| - T)^2} \right], & |x| > T \\ 0, & |x| \leq T \end{cases} \quad (5)$$

在整个小波域上, $\lambda(x)$ 满足 $\lambda(-x) = -\lambda(x)$, 根据奇函数关于原点对称的特性, 只需分析函数的单边数学特性。

1) 连续性分析

由于 $\lim_{x \rightarrow -T^-} \lambda(x) = \lim_{x \rightarrow -T^-} x \left[1 - \frac{1}{1 + (-x - T)^2} \right] = 0 = \lim_{x \rightarrow -T^+} \lambda(x)$, 即 $\lambda(x)$ 在阈值 $-T$ 处有极限 $\lim_{x \rightarrow -T} \lambda(x) = 0$; 且 $\lim_{x \rightarrow -T} \lambda(x) = \lambda(-T)$, 表明 $\lambda(x)$ 在阈值 $-T$ 处连续。根据对称性可知, $\lambda(x)$ 在整个小波域上是连续的。

2) 可微性分析

由于 $\lim_{x \rightarrow -T^-} \frac{\lambda(x) - \lambda(-T)}{x - (-T)} = \lim_{x \rightarrow -T^+} \frac{\lambda(x) - \lambda(-T)}{x - (-T)}$, 即 $\lambda(x)$ 在 $-T$ 处可导; $\lambda(x)$ 在区间 $(-\infty, -T)$ 内连续, 且 $\frac{d\lambda(x)}{dx} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{\lambda(x + \Delta x) - \lambda(x)}{\Delta x} = 1 + \frac{x^2 - (1 + T)^2}{[1 + (x + T)^2]^2}$, 表明 $\lambda(x)$ 在区间 $(-\infty, -T]$ 内可导。对于区间 $[-T, T]$, $\lambda(x)$ 可导, 根据对称性可知, $\lambda(x)$ 在整个小波域上可导。

3) 逼近性分析

由于 $\lim_{x \rightarrow -\infty} \frac{\lambda(x)}{x} = \lim_{x \rightarrow -\infty} \frac{x \left[1 - \frac{1}{1 + (-x - T)^2} \right]}{x} = 1$, $\lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{\lambda(x)}{x} = \lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{x \left[1 - \frac{1}{1 + (x - T)^2} \right]}{x} = 1$, 即 $\lambda(x)$ 的渐近线为 $y = x$ 。此外, $\lim_{x \rightarrow -\infty} [\lambda(x) - x] = \lim_{x \rightarrow -\infty} \left\{ x \left[1 - \frac{1}{1 + (-x - T)^2} \right] - x \right\} = 0$, $\lim_{x \rightarrow +\infty} [\lambda(x) - x] = \lim_{x \rightarrow +\infty} \left\{ x \left[1 - \frac{1}{1 + (x - T)^2} \right] - x \right\} = 0$, 表明 $|x| > T$ 时, $\lambda(x)$ 高度逼近原小波系数。

上述分析结果表明, 本算法中使用的函数 $\lambda(x)$ 在小波域上连续、可微且高度逼近原图像系数, 具有良好的数学特性, 因此能更有效地对含噪小波系数进行量化去噪处理。

4 实验结果与分析

以数据集 SET12 中的部分图像及部分医学图像作为实验图像, 如图 3 所示, 在 Intel(R) Core

(TM) i5-4590 CPU @ 3.30 GHz, 8 GB RAM 的计算机上用 Matlab R2013b 进行实验。根据去噪结果的视觉感知效果、PSNR 和边缘保持指数 (EPI)^[25] 以及计算速度将本算法 (WTDA) 与其他具有代表性的部分算法进行对比, 以验证 WTDA 的去噪性能。对比算法包括 AMWMF^[6]、MFFOF^[7]、ASMF^[13]、ADWMP^[17]、IMF^[18]、ENA^[22] 算法。PSNR 和 EPI 可表示为

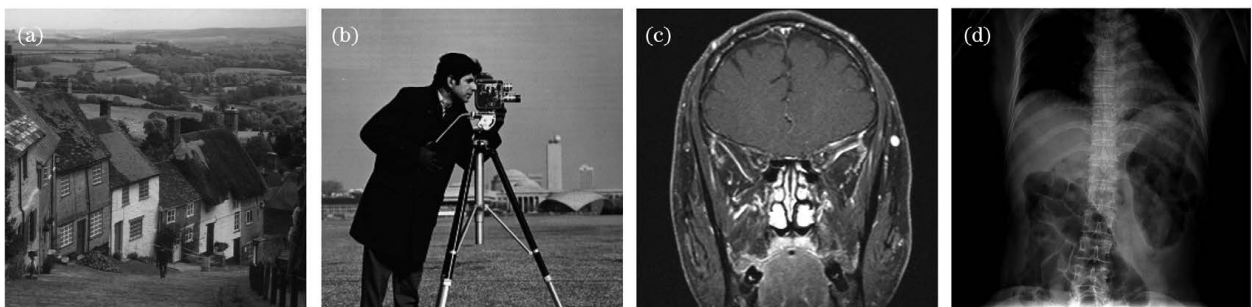


图 3 实验图像。(a) hill; (b) cameraman; (c) mr; (d) xray

Fig. 3 Experimental images. (a) hill; (b) cameraman; (c) mr; (d) xray

$$X_{\text{PSNR}} = 10 \times \log_{10} \frac{m \times n \times 255^2}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [f(i, j) - g(i, j)]^2}, \quad (6)$$

$$X_{\text{EPI}} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [f_{\text{hp}}(i, j) - u_{f_{\text{hp}}}] \times [g_{\text{hp}}(i, j) - u_{g_{\text{hp}}}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [f_{\text{hp}}(i, j) - u_{f_{\text{hp}}}]^2 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [g_{\text{hp}}(i, j) - u_{g_{\text{hp}}}]^2}}, \quad (7)$$

式中, $m \times n$ 为图像的尺寸, $f(i, j)$ 为原始图像中的对应像素, $g(i, j)$ 为去噪图像中的对应像素, $f_{\text{hp}}(i, j)$ 和 $g_{\text{hp}}(i, j)$ 分别为原始图像和去噪图像经拉普拉斯滤波得到的高通图像, 其均值分别为 $u_{f_{\text{hp}}}$ 和 $u_{g_{\text{hp}}}$ 。PSNR 可度量两张图像的相似性, EPI 可度量去噪图像的边缘保持性能, PSNR 和 EPI 越高, 表明算法的去噪性能越好。

4.1 视觉感知

用不同算法对含噪图像 mr(80%) 和 hill(90%) 进行处理, 得到的去噪图像分别如图 4 和图 5 所示。从医学图像 mr 的去噪结果中可以发现, AMWMF 算法的去噪效果最差, 边缘出现了明显的锯齿状, 图像模糊严重。MFFOF 算法去噪不彻底, 图像留有噪声斑块。ADWMF 算法的去噪图像清晰度良好, 但部分白色区域被完全破坏, 如原始图像中间的两个白色区域和右边的一个白色区域都被替换为黑色。IMF、

ASMF 和 ENA 算法的去噪效果较好, 清晰度也较高, 但图像边缘存在锯齿现象。WTDA 在图像去噪和细节保持上的效果均较好, 去噪图像与原始图像比较接近, 视觉上几乎看不出区别。从不同算法对图像 hill 的去噪效果可以发现, 在含噪密度为 90% 的情况下, AMWMF 算法难以恢复出 hill 图像, 去噪图像中只能看到大概的轮廓。MFFOF 算法的去噪图像中出现大片的雪花状斑块。ADWMF 算法虽然能大致恢复图像 hill, 但去噪图像中出现了大量黑色斑块。IMF、ASMF 和 ENA 算法的去噪效果大致相当, 但 IMF 和 ENA 算法的去噪图像有明显的锯齿状线条。相比其他算法, WTDA 对图像 hill 的恢复效果最好, 虽然部分边缘出现了轻微的锯齿状, 但在去噪的彻底性、图像的对比度及边缘的保持上都优于其他算法。此外, WTDA 对应的 PSNR 和 EPI 值与视觉感知得出的结论基本吻合。

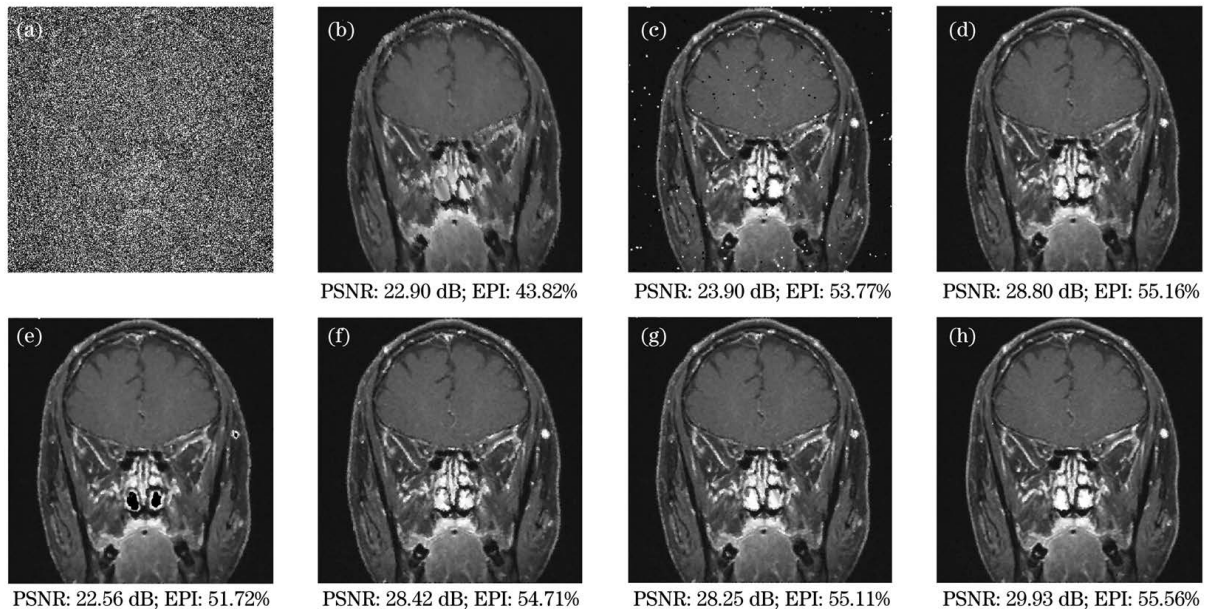


图 4 不同算法对图像 mr 的去噪结果。(a) 原始图像; (b) AMWMF; (c) MFFOF; (d) ASMF; (e) ADWMF; (f) IMF; (g) ENA; (h) WTDA

Fig. 4 Denoising results of different algorithms on image mr. (a) Original image; (b) AMWMF; (c) MFFOF; (d) ASMF; (e) ADWMF; (f) IMF; (g) ENA; (h) WTDA

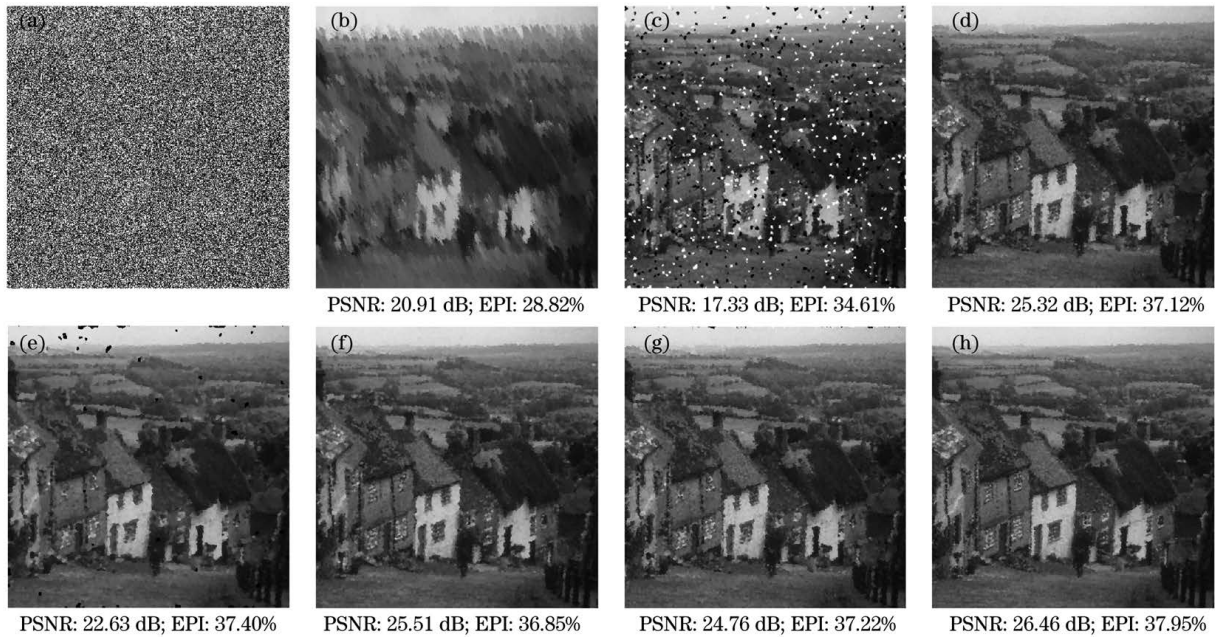


图 5 不同算法对图像 hill 的去噪结果。(a)原始图像;(b)AMWMF;(c)MFFOF;(d)ASMF;(e)ADWMF;(f)IMF;(g)ENA;(h)WTDA

Fig. 5 Denoising results of different algorithms on image hill. (a) Original image; (b) AMWMF; (c) MFFOF; (d) ASMF; (e) ADWMF; (f) IMF; (g) ENA; (h) WTDA

4.2 峰值信噪比与边缘保持指数

用不同算法对自然图像 cameraman 和医学图

像 xray 进行去噪,得到去噪后图像的 PSNR 和 EPI 曲线如图 6 和图 7 所示。从图 6(a)可以发现,不同

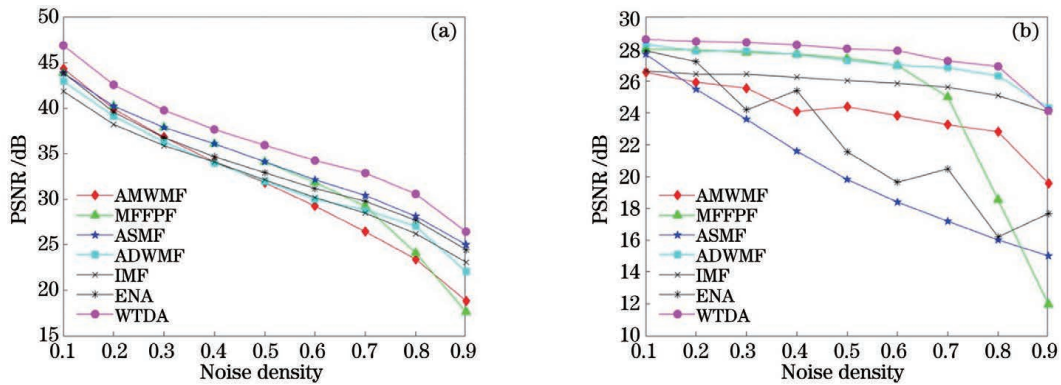


图 6 不同算法去噪图像的 PSNR。(a) cameraman;(b) xray

Fig. 6 PSNR of denoising images with different algorithms. (a) cameraman; (b) xray

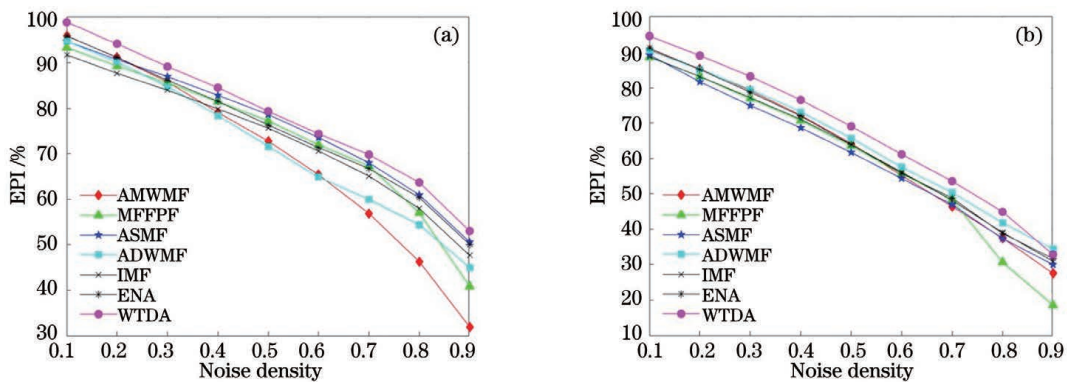


图 7 不同算法去噪图像的 EPI。(a) cameraman;(b) xray

Fig. 7 EPI of denoising images with different algorithms. (a) cameraman; (b) xray

算法对自然图像 cameraman 去噪后的 PSNR 相差不大,但 WTDA 去噪后图像的 PSNR 值明显高于其他算法,约提高了 2 dB。其中,AMWMF 和 MFFOF 算法在噪声密度较大时,去噪性能有明显下降。从图 6(b)可以发现,不同算法对医学图像 xray 去噪后的 PSNR 有明显差异,其中,ASMF 算法的效果最差,ENA 和 AMWMF 算法次之。此外,MFFOF 算法在噪声密度较大时,PSNR 值有明显下降。值得注意的是,在个别噪声密度上,ENA 的 PSNR 没有一致递减。ADWMF 算法和 WTDA 的去噪性能较好,其 PSNR 曲线比较接近,除了在密度为 90%处 WTDA 的 PSNR 值略低于 ADWMF 算法外,WTDA 的 PSNR 曲线比 ADWMF 约高 0.8 dB。

从图 7 中可以发现,不同算法对图像 cameraman 的边缘保持能力随噪声密度增大的差距越来越大,其中,效果最差的为 AMWMF 算法,其次为 ADWMF 算法,MFFOF 算法在噪声密度较高时

EPI 值较低。IMF、ENA、ASMF 算法和 WTDA 的 EPI 曲线比较接近,但 WTDA 最优。而不同算法对医学图像 xray 的 EPI 曲线随噪声密度的变化相差不大,其中,ASMF 和 MFFOF 算法的效果较差,WTDA 的效果最好,仅在噪声密度为 90%时略低于 ADWMF 算法。

4.3 计算速度

算法的计算复杂度或实时性也决定着算法的实用性。将不同算法应用于图 3 中的 4 张图像中,不同算法的平均计算时间如表 1 所示。可以发现,随着噪声密度的增加,各算法的计算时间也一致递增。ADWMF 算法的计算速度最慢,特别是噪声密度较高时,其计算速度难以在实际中进行应用。AMWMF 算法的计算最快,MFFOF、ASMF 和 ENA 算法在不同噪声密度上的计算速度基本持平。WTDA 的计算速度与 IMF 算法接近,仅次于 AMWMF 算法,基本上能达到实时处理。

表 1 不同去噪算法的处理时间

Table 1 Processing time of different denoising algorithms

unit: s

Noise density	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%
AMWMF	1.62	2.04	2.53	3.03	3.61	4.10	4.66	5.20	5.89
MFFOF	3.23	4.90	6.30	7.79	9.40	11.40	13.60	17.20	22.40
ASMF	1.75	3.42	4.82	6.31	8.12	10.20	12.40	16.00	21.20
ADWMF	17.30	34.30	66.20	102.00	170.00	241.00	300.00	340.00	382.00
IMF	0.53	10.30	2.41	3.14	4.14	5.07	6.07	8.85	10.00
ENA	4.21	5.02	5.79	6.13	6.78	7.44	7.85	9.35	10.10
WTDA	1.12	2.08	3.05	4.05	5.05	6.03	7.09	8.29	9.97

综上所述,本算法对不同性质及不同密度的脉冲噪声均具有良好的适应性,在视觉感知、PSNR 和 EPI 上均能取得比现有算法更好的去噪效果,且计算效率较高。

5 结 论

为了进一步改善算法对脉冲噪声的去除效果,提升图像的边缘和细节保持能力,提出了一种去除脉冲噪声的小波阈值去噪算法。基于噪声的分布统计特征进行噪声检测,仅对噪声像素用小波去噪算法进行恢复,其余像素保持不变。实验结果表明,本算法对于含不同密度噪声的自然图像和医学图像的去噪效果较好,且能在去除噪声的同时较好地保持图像的边缘和细节信息。下一步还需继续改进该算法,将其应用于脉冲噪声与高斯噪声的混合噪声处

理中。

参 考 文 献

- [1] Guo L L, Zhao Q C, Yang Y, et al. Method for suppression of impulse noise in spaceborne Fourier transform infrared spectrometer [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(8): 0830003.
郭玲玲, 赵其昌, 杨勇, 等. 星载傅里叶变换红外光谱仪的脉冲噪声抑制方法 [J]. 光学学报, 2020, 40(8): 0830003.
- [2] Hua C J, Ma J K, Chen Y. Improved non-local mean denoising algorithm based on difference Hash algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(14): 141007.
化春键, 马金科, 陈莹. 基于差异哈希算法的改进非局部均值去噪算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 141007.

- [3] Vasanth K, Jawahar Senthil Kumar V, Elanangai V. Unsymmetrical trimmed midpoint as detector for salt and pepper noise removal [M] // Meghanathan N, Nagamalai D, Chaki N. Advances in computing and information technology. Advances in intelligent systems and computing. Heidelberg: Springer, 2013, 177: 813-822.
- [4] Vasanth K, Jawahar Senthil Kumar V. Decision-based neighborhood-referred unsymmetrical trimmed variants filter for the removal of high-density salt-and-pepper noise in images and videos [J]. Signal, Image and Video Processing, 2015, 9(8): 1833-1841.
- [5] Lü J R, Luo X G, Qi S F, et al. Image denoising using weighted nuclear norm minimization with preserving local structure [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(16): 161006.
吕俊瑞, 罗学刚, 岐世峰, 等. 保持局部结构的加权核范数最小化图像去噪 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(16): 161006.
- [6] Zhang H, Chen M L. Median filtering for eliminating high density salt and pepper noise by adjacent moving window [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(9): 169-175.
张皓, 陈明亮. 邻近移动窗消除高密度椒盐噪声的中值滤波 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 169-175.
- [7] Zhang X F, Yan H. Image denoising and enhancement algorithm based on median filtering and fractional order filtering [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2020, 41(4): 482-487.
张雪峰, 闫慧. 基于中值滤波和分数阶滤波的图像去噪与增强算法 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(4): 482-487.
- [8] Erkan U, Enginoğlu S, Thanh D N H, et al. Adaptive frequency median filter for the salt and pepper denoising problem [J]. IET Image Processing, 2020, 14(7): 1291-1302.
- [9] Zhou Z. Cognition and removal of impulse noise with uncertainty [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(7): 3157-3167.
- [10] Ahmed F, Das S. Removal of high-density salt-and-pepper noise in images with an iterative adaptive fuzzy filter using alpha-trimmed mean [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(5): 1352-1358.
- [11] Roy A, Singha J, Devi S S, et al. Impulse noise removal using SVM classification based fuzzy filter from gray scale images [J]. Signal Processing, 2016, 128: 262-273.
- [12] Vijaya Kumar S, Nagaraju C. A fast adaptive fuzzy unsymmetric trimmed mean filter for removal of impulse noise from digital images [M] // Mandal J K, Saha G, Kandar D, et al. Proceedings of the international conference on computing and communication systems. Lecture notes in networks and systems. Singapore: Springer, 2018, 24: 137-146.
- [13] Fareed S B S, Khader S S. Fast adaptive and selective mean filter for the removal of high-density salt and pepper noise [J]. IET Image Processing, 2018, 12(8): 1378-1387.
- [14] Nasri M, Saryazdi S, Nezamabadi-Pour H. SNLM: a switching non-local means filter for removal of high density salt and pepper noise [J]. Scientia Iranica, 2013, 20(3): 760-764.
- [15] Varghese J, Tairan N, Subash S. Adaptive switching non-local filter for the restoration of salt and pepper impulse-corrupted digital images [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2015, 40(11): 3233-3246.
- [16] Delon J, Desolneux A, Guillemot T. PARIGI: a patch-based approach to remove impulse-Gaussian noise from images [J]. Image Processing on Line, 2016, 6: 130-154.
- [17] Khan S, Lee D H. An adaptive dynamically weighted median filter for impulse noise removal [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2017, 2017(1): 1-14.
- [18] Erkan U, Thanh D N H, Hieu L M, et al. An iterative mean filter for image denoising [J]. IEEE Access, 2019, 7: 167847-167859.
- [19] Jayasree P S, Raj P, Kumar P, et al. A fast novel algorithm for salt and pepper image noise cancellation using cardinal B-splines [J]. Signal, Image and Video Processing, 2013, 7(6): 1145-1157.
- [20] Bai T, Tan J Q, Hu M, et al. A novel algorithm for removal of salt and pepper noise using continued fractions interpolation [J]. Signal Processing, 2014, 102: 247-255.
- [21] Sanaee P, Moallem P, Razzazi F. Structure-based interpolation method for restoring the intensity of low-density impulse noise [J]. IET Image Processing, 2018, 12(9): 1577-1585.
- [22] Mújica-Vargas D, Jesús Rubio J, Kinani J M V, et al. An efficient nonlinear approach for removing fixed-value impulse noise from grayscale images [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2018, 14(3): 617-633.

- [23] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [24] Fathi A, Naghsh-Nilchi A R. Efficient image denoising method based on a new adaptive wavelet packet thresholding function[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(9): 3981-3990.
- [25] Soni V, Bhandari A K, Kumar A, et al. Improved sub-band adaptive thresholding function for denoising of satellite image based on evolutionary algorithms [J]. *IET Signal Processing*, 2013, 7(8): 720-730.