

基于邻域优先的多级均值椒盐噪声滤波算法^{*}

余志锐 程铁栋

(江西理工大学电气工程与自动化学院 赣州 341000)

摘要: 针对自适应中值滤波在高密度椒盐噪声下中值搜索耗时长、处理繁琐、去噪效果差的问题,提出了一种邻域优先多级均值滤波算法。算法以开关滤波对像素进行判决,对噪声像素的 7×7 邻域构建九级优先级区域,逐级选取有效像素进行均值滤波,搜索完全部邻域后执行防误判机制以恢复正常像素。实验结果表明,所提算法在噪声密度 $0\%\sim 90\%$ 范围内均具有良好的去噪性能和鲁棒性。与 AFMF、IMAF、NAMD 及混合滤波算法相比,在低噪声密度下峰值信噪比(PSNR)最高提升超过 3 dB,在 90% 噪声密度下结构相似性(SSIM)提升幅度达 20% ,整体处理速度最高提升超过 8 倍,且在极端噪声条件下的滤波后 SSIM 均保持在 87% 以上。算法无需调参,实现简便,计算资源开销低,具有良好的工程实用性。

关键词: 图像去噪;椒盐噪声;邻域划分;均值滤波;边缘扩展

中图分类号: TN713 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Neighborhood-priority multi-level mean filter for salt-and-pepper noise

Yu Zhirui Cheng Tiedong

(College of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: To address the issues of long median search time, complex processing, and poor denoising performance of adaptive median filtering under high-density salt-and-pepper noise, a neighborhood-priority multi-level mean filtering algorithm is proposed. The algorithm uses switch filtering to classify pixels, constructs nine priority regions within a 7×7 neighborhood of noisy pixels, and progressively selects valid pixels for mean filtering. After searching the entire neighborhood, a misjudgment prevention mechanism is applied to restore normal pixels. Experimental results show that the proposed algorithm exhibits good denoising performance and robustness within the noise density range of 0% to 90% . Compared to AFMF, IMAF, NAMD and hybrid filtering algorithms, the proposed method achieves a peak PSNR improvement of over 3 dB at low noise densities, with a 20% improvement in SSIM at 90% noise density. The overall processing speed improves by more than 8 times, and the filtered SSIM remains above 87% even under extreme noise conditions. This algorithm requires no parameter tuning, is simple to implement, incurs low computational overhead, and has strong engineering applicability.

Keywords: image denoising; salt-and-pepper noise; neighborhood partitioning; mean filtering; edge extension

0 引言

椒盐噪声是普遍存在于数字图像产生、存储和传输过程中的一种脉冲噪声,其表现形式为将像素灰度值突变为极值(0 或 255),在视觉上表现为黑白相间的亮暗点^[1]。图像中的椒盐噪声严重影响了图像的质量,为后续图像的边缘检测、字符识别及红外图像分析等工作造成困难^[2],快速有效去除椒盐噪声对于图像质量恢复及后续处理具有重要意义^[3]。线性均值滤波是一种常见的图像滤波方法,其通过对滤波窗口内的像素进行统一平均,具有实现简单的优点。该方法在去除高斯噪声方面表现较好,但对椒盐噪声

的抑制效果较差,且容易导致图像模糊。标准中值滤波因能够有效去除椒盐噪声而被广泛应用,但仅适用于低密度噪声的场景,对于高密度噪声时滤波性能明显下降^[4-5]。Zhang 等^[6]提出了开关型中值滤波(switch median filter, SMF),仅对被污染的噪声像素进行替换,从而更好地保护了信号像素。Zhang 等^[7]提出自适应中值滤波(adaptive median filter, AMF),通过动态调整滤波窗口大小来增强对高密度噪声的处理能力。王霞霞等^[8]构建了一个双阶段噪声自适应分割模型以减少图像分割时椒盐、高斯等噪声的影响。改进的算法提升了高密度噪声时图像滤波的鲁棒

收稿日期:2025-10-15

^{*} 基金项目:江西省教育厅科学技术重点研究项目(GJJ200804)、江西理工大学博士启动基金(2020J-086X)项目资助

性,改善了图像滤波的效果,但仍存在排序寻找中值计算复杂度较高且耗时的问题。刘鹏宇等^[9]优化重复排序步骤,当滤波窗口变大时,去除重复参与排序的次数,从而降低计算复杂度。韩团军^[10]提出一种新的排序方式,从行、列及对角方向对滤波核中的像素进行分别排序,并通过现场可编程门阵列(field-programmable gate array, FPGA)的并行处理实现对中值的快速搜索。郑亮等^[11]设计了一种基于灰度范围准则和方向差别准则的椒盐噪声滤波算法,将噪声检测窗口分为多个检测区域,将整体排序转化为分区排序。以上算法对滤波核进行快速排序优化,却无法根据滤波核大小自适应调整优化策略,随着滤波核的扩大排序复杂度仍呈指数增加,且对于高密度噪声的鲁棒性较差,无法在滤波效果和滤波速度上实现较好的均衡。帅慕蓉等^[12]采用优化后的自适应中值滤波算法,提升了算法的去噪能力和处理速度,但是在高噪声密度时增加了耗时的排序步骤且滤波效果受到滤波核大小的限制。张新明等^[13]提出了一种自适应四点窗中点滤波算法,仅利用每个滤波窗口中上下左右4个方向的非噪声像素进行中点迭代处理。该方法有效提高了处理速度,在低噪声密度条件下具有良好的去噪效果。但当噪声密度较高时,为确保足够的非噪声像素参与计算,滤波窗口将变得非常大,从而导致去噪效果不佳。Raja等^[14]提出了一种基于自适应脉冲耦合神经网络(adaptive pulse-coupled neural network, APCNN)的混合椒盐图像降噪方法,在 Shearlet 变换域由 α 引导的灰狼优化器进行优化,利用 PCNN 滤波策略将噪声像素替换为相关的信息像素分量,从而实现图像去噪恢复。该方法能很好地将噪声像素从图像中隔离出来,并重建原始的无噪声像素,从而保持图像的边缘。Rafiee等^[15]将一个新的选择性卷积块融入到卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型中,只考虑非噪声像素来计算噪声像素的初始估计。该方法针对彩色图和灰度图在高噪声密度情况下去噪效果良好,在保留精细细节和锐利边缘方面性能优越。周先春等^[16]提出了一种带跳跃连接结构的双卷积去噪网络(MA-DFRNet),融合注意力机制与多尺度特征提取,能在图像去噪中更有效地平衡去噪与细节保留。Chen等^[17]为解决传统 PM 模型使用梯度算子导致纹理细节表达不足、扩散过度的问题,所提出的抗噪反向扩散 PM 模型(anti-noise and reverse diffusion PM model, ANRDPM)采用米特梯度算子增强细节表达能力,并结合基于高斯曲率的抗噪系数与基于残差的反向扩散机制,在平滑噪声与保护纹理完整性上取得了更好平衡。基于深度学习的方法具有优异的去噪性能,但是训练模型需要大量的数据,训练耗时、成本高,对于实时推理的硬件配置及资源要求较高,无法适用于低成本的实时快速场景,基于改进的滤波算法仍然具有很大的发展潜力^[18-19]。

针对上述不足,本文提出一种邻域优先多级均值滤波器(neighborhood first multilevel mean filtering, NFMMF)。先

对待处理图片进行边缘扩展的预处理操作,对判定为噪声像素的 7×7 邻域内按照距离远近划分为 9 个优先级邻域,对同一邻域中的像素采用改进均值滤波代替中值滤波,加快处理速度,对最高优先级邻域中的非噪声像素进行搜索处理,并在每级邻域内非噪声像素不足时自动扩展至低优先级邻域进行搜索,当搜索完所有邻域后执行防误判操作,对噪声像素重新判断。实验表明,该方法对不同噪声密度具有良好的鲁棒性,且实现简单,处理速度快,适用于嵌入式和实时场景。

1 算法实现与分析

1.1 边缘扩展

为避免滤波过程中访问越界而造成图像信息丢失,并确保所有像素均能在完整邻域内参与运算,需对图像边缘进行必要的扩展处理。由于过大的滤波窗口不仅会使滤波结果偏离中心像素本身特性、减弱降噪效果,还会显著增加计算复杂度,因此本文将最大滤波窗口限定为 7×7 。而对靠近边缘位置的像素进行滤波时, 7×7 邻域将会超出原图范围,故需向四周各扩展 3 个像素,以保证滤波窗口在整幅图像上均覆盖有效数据参与计算。

采用边缘镜像填充的方式对边缘进行扩展,可以保持扩展区域与原图像内容在灰度分布上的一致性,避免产生突兀的边缘过渡。如图 1 所示,以图像边缘为镜像对称轴,对图像的边缘像素进行扩展。当从图像左上角开始滤波时,最大滤波窗口所覆盖的像素已超出原始图像的索引范围,而对图像进行边缘扩展后,能确保对所有像素进行滤波时,滤波核中均能索引有效像素值。

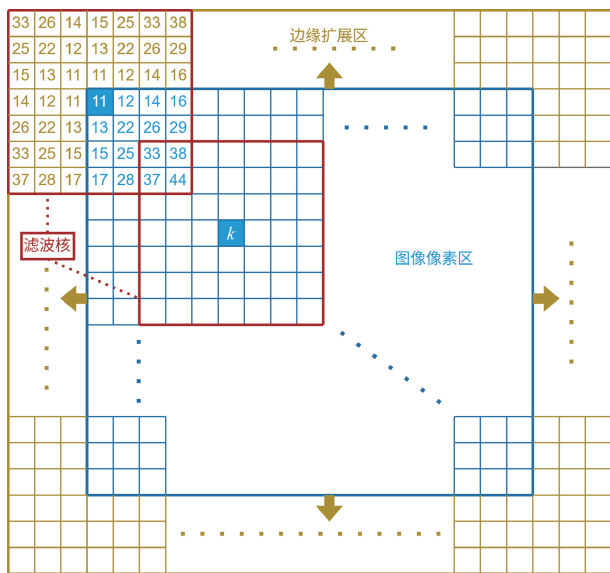


图1 边缘扩展

Fig. 1 Edge extension

假设分辨率为 $h \times w$ 的原始灰度图可表示为: $I: \{0, 1, \dots, h-1\} \times \{0, 1, \dots, w-1\} \rightarrow R$, 则经过边缘扩展后的

图像可表示为: $I: \{-3, -2, \dots, h+2\} \times \{-3, -2, \dots, w+2\} \rightarrow R$, 其具体数学模型可由式(1)所示。

$$\tilde{I}(i, j) = I(f(i, h), f(j, w)) \quad (1)$$

式中: $I(i, j)$ 为扩展前像素灰度值, $\tilde{I}(i, j)$ 为扩展后像素灰度值。像素 (i, j) 坐标索引 $f(i, h)$ 及 $f(j, w)$ 的变换规则由式(2)所示。

$$f(k, s) = \begin{cases} k, & 0 \leq k < s \\ -|k|, & k < 0 \\ 2s - k - 1, & k \geq s \end{cases} \quad (2)$$

1.2 噪声检测

用 I 表示输入图像, 假设 $I(x, y)$ 表示图像中坐标 (x, y) 处像素灰度值, 本文针对典型的椒盐噪声模型假设噪声像素取值为 0 或 255。那么对于图像中噪声像素的检测模型可以表示为:

$$N(i, j) = \begin{cases} 0, & I(x, y) = 0 \text{ 或 } 255 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

对于噪声矩阵 N 中像素点 $I(x, y)$, 若像素值为 0 或者 255, 则将该像素点初步标定为噪声像素, 令 $N(i, j) = 0$, 否则, 则将该像素标定为信号像素, 并将该像素值作为结果像素保留至滤波结果中不对其进行滤波操作。

针对每一优先级邻域内的像素, 利用开关滤波的思想对经典的算术均值滤波进行改进, 在保留有效图像信息的同时, 还可以去除其中包含的噪声像素。改进后的均值滤波算法实现公式为:

$$R(i, j) = \frac{1}{C_x - B_x - W_x} \sum_{x \in S_x} T_x(m, n) \quad (4)$$

式中: $R(i, j)$ 为改进均值滤波得到的像素值, S_x 为当前滤波像素 (i, j) 优先级为 x 邻域内的所有非噪声像素坐标的集合, $T_x(m, n)$ 为 S_x 中坐标为 s 对应的像素值, C_x 为优先级 x 邻域内像素点总和且 $C_x \in \{4, 8\}$, B_x 和 W_x 分别表示优先级 x 邻域内像素值为 255 和 0 的个数。

1.3 算法实现

为实现快速有效去除图像中高密度的椒盐噪声, 算法对自适应中值滤波算法进行改进。过大的滤波核会极大地增加计算复杂度, 并且像素距离中心像素空间距离的增加进一步扩大了像素之间的差异性, 使得滤波结果并不理想, 因此算法将最大滤波范围限定为 7×7 。通过逐步扩展邻域范围并引入邻域优先级策略, 采用均值滤波替代中值滤波, 在保持图像有效像素及边缘特征的同时, 加快了处理速度, 实现对极端噪声像素的精确恢复。算法具体实现步骤为:

步骤 1): 开关滤波。首先对滤波像素采取开关滤波, 若其灰度值为 0 或 255, 则将其视为噪声像素并跳至步骤 2) 进行处理。否则为信号像素, 直接保留并跳出当前搜索步骤。

步骤 2): 多级邻域按优先级检测。对于噪声像素, 将像素的 7×7 邻域空间根据距离中心像素 (i, j) 的距离远近

划分为 9 级邻域, 划分原则基于以下思路: 距离中心像素越近的邻域像素在结构相关性上越强, 对受污染像素的恢复贡献越大, 因此应优先参与搜索与估计。每一级邻域内所有像素到中心像素的距离相等, 因此可视为该距离圈内的“等贡献像素集合”。逐级递进的“邻域优先级搜索”机制可在保证精度的前提下, 只对当前邻域像素进行搜索处理, 无需所有邻域像素同时参与, 从而降低计算开销与耗时。如图 2 所示, 9 级邻域定义为: 第①级: 3×3 邻域正十字 $\{(i-1, j), (i+1, j), (i, j-1), (i, j+1)\}$; 第②级: 3×3 邻域斜十字 $\{(i-1, j-1), (i-1, j+1), (i+1, j-1), (i+1, j+1)\}$; 第③级: 5×5 邻域正十字 $\{(i-2, j), (i+2, j), (i, j-2), (i, j+2)\}$; 第④级: 5×5 邻域八角形 $\{(i-2, j-1), (i-2, j+1), (i-1, j-2), (i-1, j+2), (i+1, j-2), (i+1, j+2), (i+2, j-1), (i+2, j+1)\}$; 第⑤级: 5×5 对角线 $\{(i-2, j-2), (i-2, j+2), (i+2, j-2), (i+2, j+2)\}$; 第⑥级: 7×7 邻域正十字 $\{(i-3, j), (i+3, j), (i, j-3), (i, j+3)\}$; 第⑦级: 7×7 邻域八角形第 1 圈 $\{(i-3, j-1), (i-3, j+1), (i-1, j-3), (i-1, j+3), (i+1, j-3), (i+1, j+3), (i+3, j-1), (i+3, j+1)\}$; 第⑧级: 7×7 邻域八角形第 2 圈 $\{(i-3, j-2), (i-3, j+2), (i-2, j-3), (i-2, j+3), (i+2, j-3), (i+2, j+3), (i+3, j-2), (i+3, j+2)\}$; 第⑨级: 7×7 邻域对角线 $\{(i-3, j-3), (i-3, j+3), (i+3, j-3), (i+3, j+3)\}$; 其中, 每一级邻域中的像素距离中心像素距离均相等, 第①级邻域搜索优先级最高, 第⑨级邻域搜索优先级最低。算法首先从第①级邻域开始利用开关滤波搜索信号像素, 当该邻域内存在信息像素时, 则跳转至步骤 3) 进行处理。若未搜索到信号像素(即全为噪声像素), 则转至下一优先级邻域进行搜索, 直至搜索完 9 级邻域后执行步骤 4) 操作。

步骤 3): 有效值替代。当在该级邻域中搜索到有效像素后, 利用改进的均值滤波处理该邻域中的有效像素值, 将其结果作为恢复后的像素值, 并结束本次搜索过程, 转至下一像素的处理。

步骤 4): 防误判机制。若在邻域⑨中仍未搜索到有效像素, 则说明图像被高密度椒盐噪声污染, 此时通过开关滤波判定为噪声的像素, 实际上也可能是有效像素。此时需对该邻域中像素的像素进行重新评估, 将数量上占优势的像素判定为有效像素: 统计该邻域内两种极值像素的个数, 当其中某一极值的个数超过总像素(7×7 邻域共 49 个像素)的一半时, 则将其作为像素恢复的结果值。防误判机制能够有效避免高密度噪声污染情况下图像噪声点残留以及图像块状效应。

算法整体实现流程如图 3 所示。通过邻域优先的分级结构和均值滤波策略对图像中被噪声污染的像素进行最佳估计, 降低算法计算复杂度的同时加快了处理速度。每级邻域较小的搜索范围能够实现对图像局部像素保护的同时, 减少重复参与搜索的像素个数, 降低计算复杂度。算法

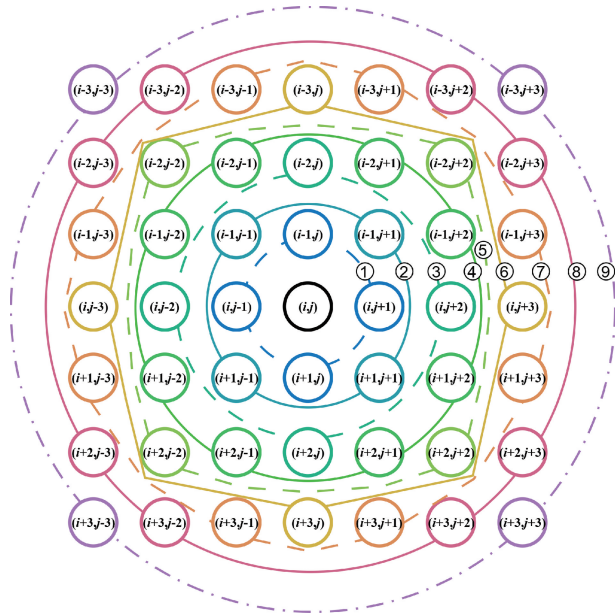


图2 九级邻域划分

Fig. 2 Nine-level neighborhood partition

低噪声密度下能够快速有效地滤除椒盐噪声,同时兼顾高密度噪声下的稳定性,适用于0%~90%噪声条件下图像去噪任务。

1.4 时间复杂度分析

1) 自适应中值滤波(AMF)

假设图像大小为 $N \times N$, 初始滤波窗口为 $k \times k$ 。则基于改进中值滤波算法的搜索过程需要对 k^2 个像素排序, 则单个像素搜索时间复杂度为:

$$O(k^2 \log k^2) \quad (5)$$

当处于高噪声密度下, 算法往往需要多次扩大滤波窗口, 当扩展到最大滤波窗口 $k_{\max} \times k_{\max}$ 时, 期间扩展次数为 n , 每次扩展的滤波窗口大小为 S_i (即 $S_i = k + 2i - 2$, $S_n = k_{\max}$), 则单个像素搜索时间复杂度为:

$$\sum_{i=1}^n O(S_i^2 \log(S_i^2)) \quad (6)$$

式中: 窗口扩展 n 一般取奇数; k 为初始扩展窗口。

改进的中值滤波算法每检测到一个噪声点, 都需要重新扩大滤波窗口, 并多次重复该排序过程, 因此高噪声密度下搜索时间复杂度急剧上升。

2) 邻域优先多级均值滤波

本文算法步骤为:

- (1) 使用开关滤波判断当前像素是否为噪声。
- (2) 若为噪声, 则在固定大小(如 3×3)的邻域中按优先级依次查找有效像素。
- (3) 对该级邻域内有效像素求均值, 无需排序。
- (4) 若邻域全部为噪声, 则进一步扩大滤波邻域至 5×5 , 最大扩展至 7×7 。

因此, 搜寻复杂度为判断时间复杂度 C_d 与计算时间复

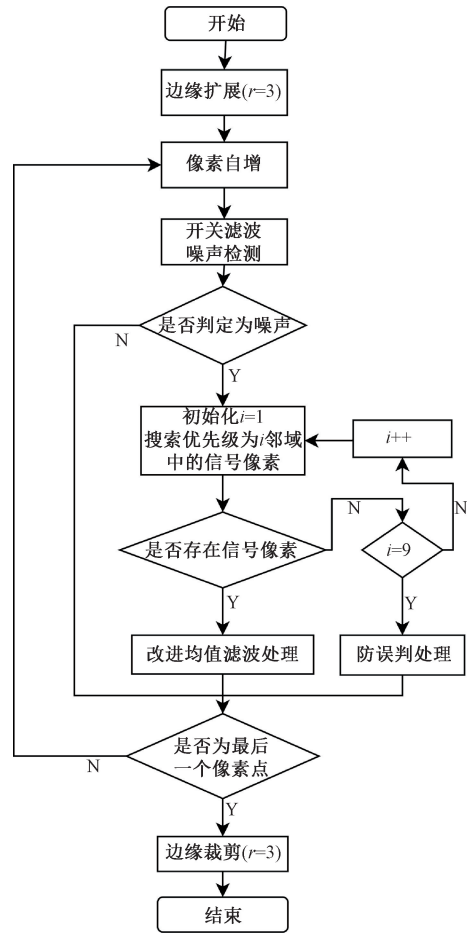


图3 算法流程

Fig. 3 Algorithm flowchart

杂度 C_c 之和, 则每一级邻域中的时间复杂度表示为:

$$\begin{cases} C_d = O(N_i) \\ C_c \leq O(N_i/2) \end{cases} \quad (7)$$

其中, N_i 为第 i 级邻域中像素的个数。由于计算时间复杂度为将有效像素累加求平均的操作, 而排序操作则可以认为是减法加赋值的操作, 因此同一邻域中像素的计算时间复杂度约为判断时间复杂度的一半, 且计算复杂度只有在当前邻域中不存在被判定为噪声像素时才可达到这一条件(邻域中像素全部参与运算)。故每一级邻域中的复杂度不超过 $O(3N_i/2)$ 。

对于在第 s 级邻域中得到恢复的像素, 其搜索时间复杂度 O_s 可表示为:

$$O_s \leq \sum_{i=1}^s O(N_i) + O(N_s/2) \quad (8)$$

当第 s 级邻域处于滤波窗口大小为 S_i 中时, 则有:

$$\sum_{i=1}^s O(N_i) \leq O(S_i^2) \quad (9)$$

计算时间复杂度与最后一级邻域中的像素个数(4或者8)有关, 对于计算时间复杂度为常数项, 因此计算时间复杂度量级时可将其忽略, 则式(9)可以表示为:

$$O_s = O(S_i^2) \tag{10}$$

中值滤波及其改进算法需在每个噪声像素上执行多次排序操作,时间复杂度为各个滤波核时间复杂度的累加,由式(6)所示。而本文算法采用开关判决机制,仅在检测到噪声像素时进行加法与平均计算,避免了繁杂排序过程,使得算法复杂度稳定在 $O(S_i^2)$ 量级,且无需对过程中的所有像素进行额外存储,极大地节省了计算和存储资源。在高噪声密度图像下,该方法的运行时间约为自适应中值滤波的 30%~50%,同时能保持相近甚至更好的去噪效果。

2 实验与分析

2.1 评价指标

实验平台为 Intel(R) Core(TM) i5-13500H@2.60 GHz 16GRAM,实验环境为 Python3.8。用于实验的 4 张标准测试图像的为 Butterfly、Peppers、F16、Goldhill,图像的分辨均为 512×512 。采用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PNSR)^[20]、结构相似度指数(structural similarity index, SSIM)^[21]与运行时间作为评价指标。PNSR 的计算如式(11)所示。

$$PNSR = 10\lg \left[\frac{255^2 mn}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (O(i,j) - R(i,j))^2} \right] \tag{11}$$

式中: $O(i,j)$ 和 $R(i,j)$ 分别代表原始灰度图像像素和去噪后灰度图像像素; m 和 n 表示图像大小。

SSIM 的计算如式(12)所示。

$$SSIM = \frac{(2\mu_O\mu_R + C_1)(2\sigma_{OR} + C_2)}{(\mu_O^2 + \mu_R^2 + C_1)(\sigma_O^2 + \sigma_R^2 + C_2)} \tag{12}$$

式中: μ_O 和 μ_R 分别为原图像和恢复图像的均值; σ_O 和 σ_R 分别为其对应的方差; σ_{OR} 为 O 和 R 之间的协方差; C_1 和 C_2 为参数: $C_1 = (255K_1)^2$, $C_2 = (255K_2)^2$ 。通常 $K_1 = 0.01$, $K_2 = 0.03$, 其源于人类视觉系统对亮度和对比度约 1%与 3%的最小可感知变化,在此参数设置下能够使得 SSIM 的评价结果获得与主观视觉评价一致性最好,同时保持良好的抗噪声与稳定性。

2.2 实验分析

本文在噪声密度为 10%~90%的条件下,对 4 张测试图像(Butterfly、Peppers、F16 和 Goldhill)设计去噪实验,并对其去噪结果进行分析。滤波结果性能指标 PSNR(单位为 dB)、SSIM 以及运行时间(单位为 s)结果如表 1 所示。实验结果表明,在噪声密度为 10%时,4 幅测试图像滤波后的 PSNR 均超过 41 dB,在噪声密度高达 90%的极端条件下,4 张图像的 PSNR 仍保持在 29 dB 以上,去噪效果稳定。此外,所有图像的 SSIM 指标均高于 0.87,算法很好地保留了图像的结构信息。在运行时间方面,随着噪声密度从 10%增加至 90%,4 张测试图片的处理时间从约 0.06 s 增至最大约 0.35 s,处理时间与噪声密度呈亚线性增长,算法具备显著的效率优势。综合分析各性能指标,本文算法运行速度较快且去噪效果稳定,算法处理速度受图像差异性影响小,具有较好的鲁棒性。

表 1 不同噪声密度下各图像滤波后的性能指标

Table 1 Performance indicators of filtered images under different noise densities

噪声 密度	Butterfly			Peppers			F16			Goldhill		
	PSNR	SSIM	Time	PSNR	SSIM	Time	PSNR	SSIM	Time	PSNR	SSIM	Time
$R=0.1$	44.76	0.998 2	0.064 3	41.34	0.984 4	0.055 9	42.30	0.994 9	0.055 3	41.39	0.989 2	0.059 1
$R=0.2$	41.25	0.975 7	0.129 5	38.24	0.969 4	0.103 6	38.82	0.989 5	0.101 5	38.02	0.976 9	0.104 9
$R=0.3$	38.35	0.992 2	0.195 0	36.20	0.954 0	0.149 2	36.59	0.983 4	0.141 8	36.07	0.964 4	0.147 4
$R=0.4$	36.19	0.988 0	0.221 3	34.69	0.938 6	0.185 5	34.87	0.976 7	0.184 9	34.54	0.950 0	0.180 4
$R=0.5$	34.39	0.982 7	0.245 0	33.60	0.942 0	0.224 9	33.31	0.969 1	0.226 8	33.33	0.935 4	0.217 6
$R=0.6$	33.19	0.977 9	0.274 5	32.39	0.909 5	0.254 7	32.27	0.960 8	0.251 1	32.18	0.920 1	0.260 1
$R=0.7$	32.01	0.971 7	0.296 9	31.73	0.896 6	0.279 4	31.20	0.954 1	0.289 8	31.38	0.903 2	0.290 7
$R=0.8$	30.91	0.964 7	0.337 2	30.74	0.882 8	0.324 2	30.56	0.944 7	0.334 0	30.66	0.887 6	0.315 6
$R=0.9$	30.12	0.958 1	0.356 3	30.26	0.871 7	0.343 5	29.71	0.936 5	0.339 0	29.96	0.871 1	0.351 0

为直观分析算法对高噪声密度图像处理效果,分别对含噪 90%这 4 幅测试图像滤波结果的细节纹理进行展示,结果如图 4 所示。可以看出,算法能够很好地从高密度噪声中保留原始有效像素信息并对被污染的像素进行有效拟合,滤波后的图像很好地还原了图像中的主要信息和边缘特征。

同时,为体现算法在处理效果与处理速度上的优势,

对 4 种新颖且效果较好的算法进行了复现并与本算法在 PSNR、SSIM 依次运行时间 3 个指标上进行对比测试,选择的算法分别为 IMAMF^[12]、AFMF^[13]、混合滤波算法^[22]、NAMD^[23]以及本文算法(NFMMF),测试结果如图 5 所示。

分析图 5 所示的 PSNR 对比结果,NFMMF 在低噪声密度条件下(10%~50%)始终优于其他 4 种算法,PSNR

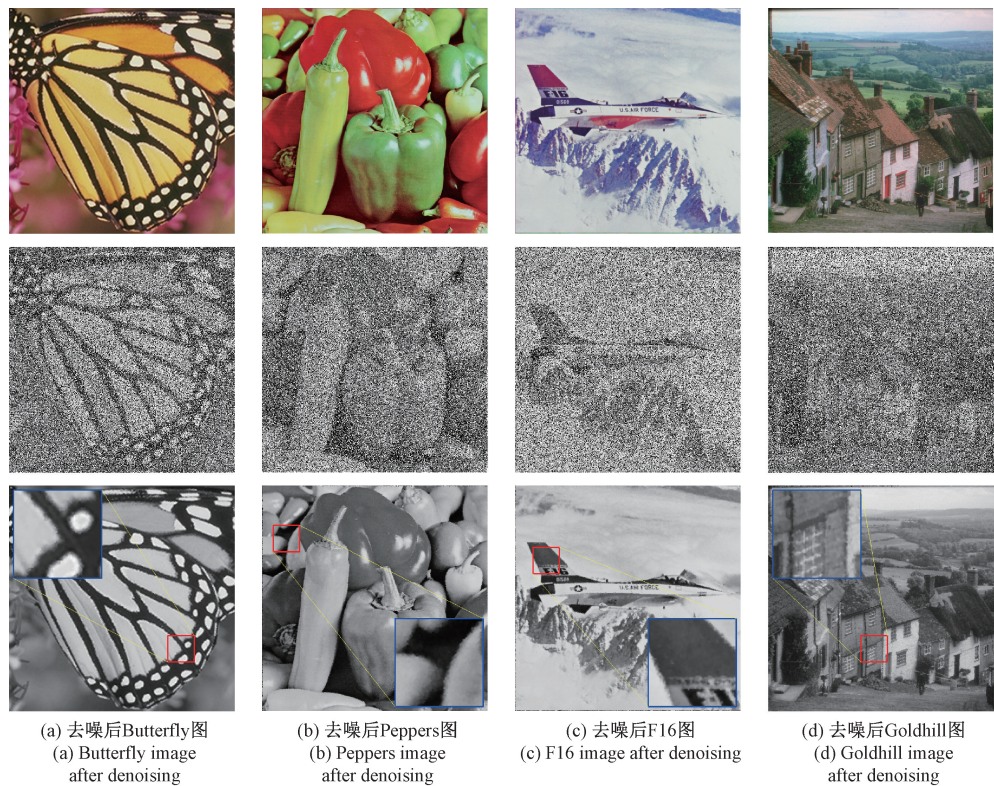


图 4 含噪 90%图像滤波结果

Fig. 4 Image filtering result with 90% noise density

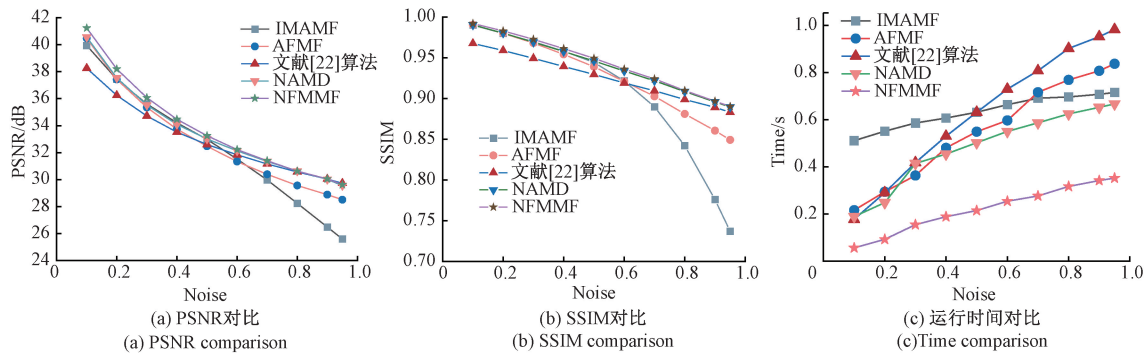


图 5 各算法性能指标对比

Fig. 5 Comparison of performance indicators of various algorithms

最高提升 3 dB,表现出更高的图像恢复精度。当噪声密度超过 50% 时, NFMMF 的 PSNR 与混合滤波方法和 NAMD 算法结果相当,保持着较高的去噪水平。在 SSIM 指标方面, NFMMF 在整个噪声密度范围内与 NAMD 算法表现接近,且整体优于 IMAMF、AFMF 和混合滤波算法。在 90% 高噪声条件下,与 IMAMF 算法相比, NFMMF 算法的 SSIM 提升幅度高达 20%,在结构保持方面表现出优越的性能。运行时间对比图表明,本文算法在运行速度上相较于其他算法具有明显优势,在噪声密度为 10% 时运行时间为 0.06 s,相较于 IMAMF 算法的 0.5 s 运行时间,速度提升超过 8 倍。与 AFMF 和混合滤波算法

相比, NFMMF 在低噪声密度下运行时间缩短一半,而当噪声密度超过 20% 时,滤波范围需进一步扩大,本文算法按邻域优先级分段处理,在降低搜索复杂度方面更具优势,因此处理大量需要被污染的像素时,运算速度优势进一步扩大。混合滤波算法由于引入了双边滤波,当噪声密度增加时,其恢复像素所需要的计算量也随之成倍增加,当噪声密度 > 50% 后,成为最耗时的算法。NFMMF 在噪声密度 > 50% 时, PSNR 指标与 SSIM 指标非常接近整体滤波性能较好的 NAMD 算法,但在运行时间上缩短约一半。综上分析,本文算法在确保图像恢复质量的前提下,有效降低了处理时间,兼顾有效性与效率,具有较强的实

用价值。

此外,为直观地对比本文算法与其他 4 种算法处理含噪 90% 图像滤波效果,论文对其他 4 种算法进行了复现,并将 5 种算法滤波后的结果进行统一展示,结果如图 6 所示。从测试结果可以看出,在高噪声密度下 IMAMF 的处理效果并不彻底,滤波后的图像仍存在少许椒盐噪声。AFMF 虽能完全滤除所有噪声像素,但是图像整体较为模糊,且边缘毛刺的问题尤为明显。混合滤波算法^[22]利用融合模糊规则的中值滤波算法对图像滤波后,再次对滤波后的图像进行了双边滤波,使得图像的边缘过渡更加平

滑,但是由于单一的模糊规则权重无法适用所有类型的图像,针对 Peppers 图像,仍存在部分噪声未滤除干净,且双边滤波极大地增加了处理的复杂程度和时间成本。本文提出的算法与 NAMF 算法在滤波效果和结构保持上不分伯仲,但在边缘细节处理中由于本文算法每级邻域搜寻范围相对更小,参与运算的像素数量更少且均与原像素在邻域上高度近似,因而在边缘保护和颜色过渡方面表现更佳。如图 6 中 Butterfly 纹理部分以及 F16 图像的数字轮廓和短线部分,本文算法在边缘保护及像素恢复效果更佳。

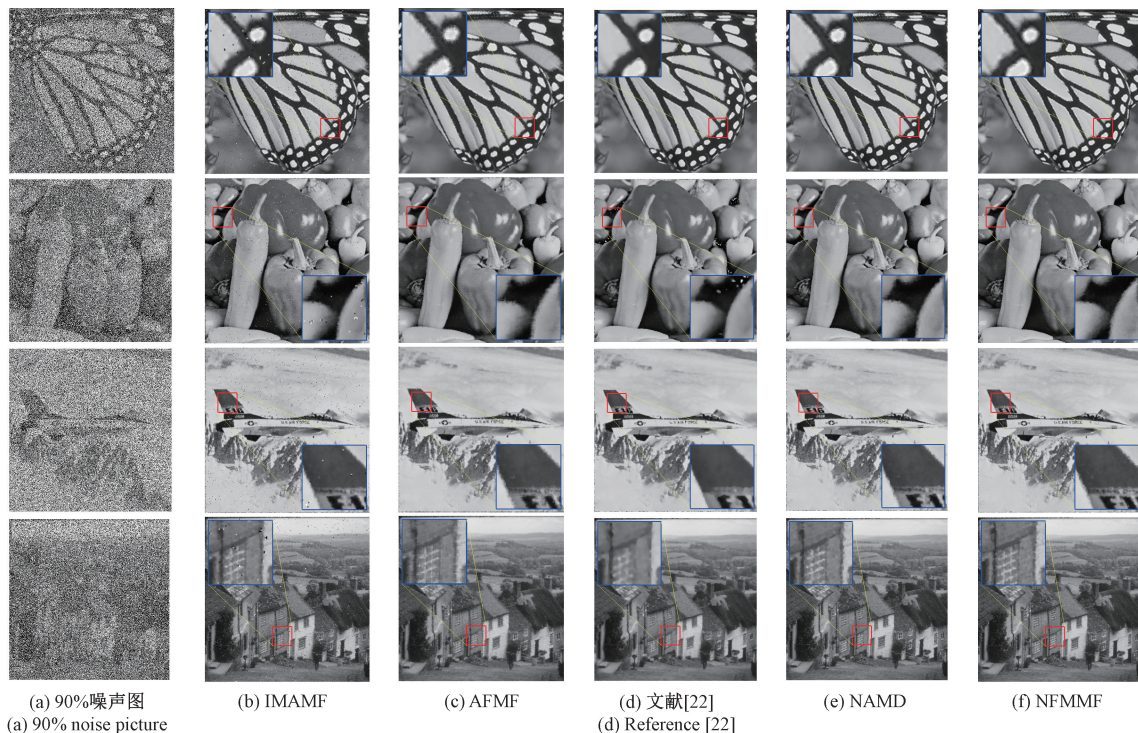


图 6 各算法对含 90% 噪声图像滤波结果

Fig. 6 Filtering results of various algorithms on images with 90% noise

3 结 论

本研究根据现有椒盐噪声滤波算法存在步骤繁琐且耗时的问题提出了一种邻域优先自适应多级均值滤波算法。首先介绍了当前椒盐噪声滤波算法的发展趋势,并分析其中的不足之处。其次,对提出算法中的预处理步骤包括噪声检测、边缘扩展进行了分析。接着对算法的核心实现流程进行了详细的阐述与分析。最后,通过实验与 IMAMF、AFMF、混合滤波算法以及 NAMF 4 种算法进行对比。实验结果表明:提出的算法能够有效滤除图像中 0%~90% 的椒盐噪声,在低噪声密度下 PSNR 最高提升超过 3 dB,在 90% 噪声密度下 SSIM 提升幅度达 20%,整体处理速度最高提升超过 8 倍,且对极端噪声条件下的 4 幅测试图像滤波后的 SSIM 指标均 > 87%。算法实现简单,无需调整参数,非常适用于硬件资源受限的嵌入式系

统和实时应用场景。本研究算法中所针对的为相对理想的椒盐噪声,实际噪声灰度值可能接近判定阈值边界,后续研究工作将对开关滤波增加邻域绝对差阈值判定以进一步增强算法的鲁棒性,应对实际应用场景。

参考文献

- [1] 万丰丰,周国民,周晓.一种去除椒盐噪声的自适应模糊中值滤波算法[J].浙江大学学报(理学版),2019,46(4):445-453.
WAN F F, ZHOU G M, ZHOU X. An adaptive fuzzy median filtering algorithm for removing salt-and-pepper noise [J]. Journal of Zhejiang University (Science Edition), 2019, 46(4):445-453.
- [2] 徐武,张强,王欣达,等.基于改进 Canny 算子的图像边缘检测方法[J].激光杂志,2022,43(4):103-108.
XU W, ZHANG Q, WANG X D, et al. Image edge detection method based on improved Canny operator[J]. Laser Journal, 2022, 43(4):103-108.

- [3] 包启龙,景会成,张靖轩,等.一种改进 Canny 算子的图像边缘检测方法[J].现代电子技术,2024,47(23):36-42.
BAO Q L, JING H CH, ZHANG J X, et al. Image edge detection method based on improved Canny operator[J]. Modern Electronic Technology, 2024, 47(23):36-42.
- [4] 顾冬娟.去除红外图像中脉冲噪声的双边加权中值滤波[J].传感技术学报,2024,37(3):492-498.
GU D J. Bilateral weighted median filter for removing impulse noise in infrared images[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2024, 37(3):492-498.
- [5] 秦承刚,张建,施赣明,等.一种消除椒盐噪声的迭代自适应加权均值滤波[J].青岛大学学报(工程技术版),2024,39(3):39-45.
QIN CH G, ZHANG J, SHI G M, et al. An iterative adaptive weighted mean filter for removing salt-and-pepper noise [J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2024, 39(3):39-45.
- [6] ZHANG CH B, WANG K F. A switching median-mean filter for removal of high-density impulse noise from digital images[J]. Optik, 2015, 126(9/10):956-961.
- [7] ZHANG ZH, 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.
- [8] 王霞霞,张炫,吴兴隆,等.双阶段噪声自适应超声图像分割网络[J].电子测量技术,2024,47(10):175-183.
WANG X X, ZHANG X, WU X L, et al. Two-stage noise-adaptive ultrasound image segmentation network[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10):175-183.
- [9] 刘鹏宇,哈睿,贾克斌.改进的自适应中值滤波算法及其应用[J].北京工业大学学报,2017,43(4):581-586.
LIU P Y, HA R, JIA K B. Improved adaptive median filtering algorithm and its application[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2017, 43(4):581-586.
- [10] 韩团军.快速中值滤波算法研究及其 FPGA 硬件实现[J].电子器件,2017,40(3):697-701.
HAN T J. Research of fast median filtering algorithm and hardware implementation based on FPGA [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2017, 40(3):697-701.
- [11] 郑亮,方恩印,朱明.基于开关二级检测的图像椒盐噪声滤波算法[J].液晶与显示,2019,34(1):74-80.
ZHENG L, FANG EN Y, ZHU M. Salt and pepper noise filtering algorithm based on switch two-stage detection[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2019, 34(1):74-80.
- [12] 帅慕蓉,廖秀英,程辉,等.一种改进均值的自适应中值滤波算法[J].测绘通报,2019(3):53-56,90.
SHUAI M R, LIAO X Y, CHENG H, et al. An improved mean-valued method of adaptive median filter[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(3):53-56,90.
- [13] 张新明,康强,程金凤,等.采用自适应四点窗中点滤波的高椒盐噪声滤除方法[J].计算机应用,2017,37(3):832-838.
ZHANG X M, KANG Q, CHENG J F, et al. Adaptive four-dot midpoint filter for removing high density salt-and-pepper noise in images[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(3):832-838.
- [14] RAJA J, MOORTHY K, ARUNA R. De-noising of salt and pepper noise using deep learning-based alpha-guided grey wolf optimization [J]. Applied Soft Computing, 2022, 130:109649.
- [15] RAFIEE A A, FARHANG M. A deep convolutional neural network for salt-and-pepper noise removal using selective convolutional blocks [J]. Applied Soft Computing, 2023, 145:110535.
- [16] 周先春,吕梦楠,芮旸,等.基于注意力机制的双卷积图像去噪网络[J].电子测量与仪器学报,2025,39(2):60-71.
ZHOU X CH, LYU M N, RUI Y, et al. Image denoising using dual convolutional neural network with attention mechanism[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(2):60-71.
- [17] CHEN Y Z, ZHOU X CH, LU S Q, et al. A partial differential ANRDPM image denoising model based on a new anti-noise coefficient and reverse diffusion idea[J]. Instrumentation, 2024, 11(4):21-34.
- [18] FATONE L, FUNARO D. Low-cost denoising and deblurring using a novel nonlinear diffusion technique[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2025, 461:116423.
- [19] LEE I M, KIM Y, KIM T, et al. Recursive reservoir concatenation for salt-and-pepper denoising [J]. Pattern Recognition, 2025, 160:111196.
- [20] 李伟伟.非局部的可切换滤波图像椒盐噪声去除方法[J].吉林大学学报(理学版),2019,57(4):910-916.
LI W W. Method for removing salt and pepper noise from non-local switchable filter image[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2019, 57(4):910-916.
- [21] JASPIN JEBA SHEELA C, SUGANTHI G. An efficient denoising of impulse noise from MRI using adaptive switching modified decision based unsymmetric trimmed median filter[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 55:101657.
- [22] 丁巧,方振国.高密度椒盐噪声下混合滤波新方法[J].现代电子技术,2024,47(5):98-101.
DING Q, FANG ZH G. New method of mixing filtering under high-density salt-and-pepper noise[J]. Modern Electronic Technology, 2024, 47(5):98-101.
- [23] 许黎,侯杰,陈庆利,等.结合循环迭代方法的自适应中值去噪新模型[J].四川大学学报(自然科学版),2022,59(4):51-60.
XU L, HOU J, CHEN Q L, et al. A new adaptive median denoising model based on iterative loop method[J]. Journal of Sichuan University(Natural Science Edition), 2022, 59(4):51-60.

作者简介

余志锐(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为图像处理及嵌入式系统研究。
E-mail:jxust_yzr@163.com
程铁栋,副教授,硕士生导师,主要研究方向为嵌入式系统及集成电路研究。
E-mail:chengtiedong@126.com