

基于不确定性信息融合的高密度椒盐噪声降噪方法

齐现英^{1,2}, 刘伯强¹, 徐建伟³

(1. 山东大学控制科学与工程学院, 山东济南 250061; 2. 泰山医学院放射学院, 山东泰安 271000;
3. 泰安市肿瘤防治院影像科, 山东泰安 271000)

摘要: 为解决高密度椒盐噪声滤除与细节保护之间的矛盾, 提出一种基于不确定性信息融合的中智灰滤波算法. 该算法包括两个阶段: 噪声检测和噪声恢复. 在检测阶段, 为提高噪声检测准确率, 首先利用 Max-Min 算法进行初测, 然后利用极值压缩灰色关联度与顺序不确定性的融合信息进行二次判断. 在噪声恢复阶段, 为充分利用像素本身的不确定性及邻域像素的灰色关联性, 将中智不确定性和极值压缩灰色关联度的乘积作为相似性度量特征, 设计了中智灰自适应权重函数. 实验表明, 针对不同图像, 二次噪声检测方案的噪声剔除率可达 0.1% ~ 8.8%; 该中智灰滤波算法在抑制椒盐噪声的同时能较好地保护图像边缘信息, 特别是在高噪声 (70% ~ 90%) 情况下, 算法的综合性能优于现有相关算法.

关键词: 高密度椒盐噪声; 二次噪声检测; 中智灰自适应权重; 极值压缩灰色关联度; 顺序不确定性; 中智理论

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)04-0878-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.04.018

A Novel Algorithm for Removing High-Density Salt-and-Pepper Noise Based on Fusion of Indeterminacy Information

QI Xian-ying^{1,2}, LIU Bo-qiang¹, XU Jian-wei³

(1. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250061, China;
2. Department of Radiology, Taishan Medical University, Taian, Shandong 271000, China;
3. Taian Cancer Prevention and Treatment Hospital, Taian, Shandong 271000, China)

Abstract: To solve the contradiction of image denoising and detail-preserving under high-density salt-and-pepper noise, this paper proposes a Neutrosophy-Gray filter by using the fusion of indeterminacy information. It has a two-stage scheme: noise detecting and noise removing. In detecting stage, to improve the accuracy of noise detection, Max-Min algorithm is employed firstly, then noise candidates are judged again by the dual criteria of Extreme-Compression-Grey-Correlation-Degree (ECGCD) and Ordered - Indeterminacy (OI). In filtering stage, the algorithm applies the multiplicative fusion of ECGCD and indeterminacy to measure the similarity of pixels, and a Neutrosophy-Gray adaptive weighted function is presented. Experiments show, for different images, the rates of noise eliminating change between 0.1% and 8.8%, and performances of denoising and detail-preserving of the proposed algorithm are superior to current filters even at high level noise (70% ~ 90%).

Key words: salt-and-pepper noise with high-density; double noise detection; neutrosophy-gray adaptive weight; extreme-compression-grey-correlation-degree; ordered-indeterminacy; neutrosophy

1 引言

图像在形成、传输等过程中产生的噪声, 会严重影

响图像的后续处理, 如特征提取、图像分割等^[1,2]. 椒盐噪声是具有严重破坏力的噪声之一, 它类似于图像的边缘像素, 灰度值存在较大突变, 对边缘检测和细节保

护造成极大困难. 高密度椒盐噪声的有效滤除和细节保护一直是人们研究的难点和热点.

中值滤波 MF (Median Filter) 算法^[3] 是去除椒盐噪声最常用的方法. 由于对所有像素进行降噪处理, 噪声较低时 MF 滤波效果较好, 但高噪声情况下图像模糊严重, 为此学者们提出了大量改进算法. 其中, 开关滤波算法是备受关注的一种, 它首先对噪声进行定位, 然后仅对噪声像素恢复处理, 如 AMF (Adaptive Median Filter) 算法^[4]、DBA (Decision-Based Algorithm) 算法^[5]、MDBUTM (Modified Decision Based Unsymmetric Trimmed Median Filter) 算法^[6]、FBDA (Fuzzy-Based Decision Algorithm) 算法^[7] 和 DBTMF (Decision-Based Trimmed Median Filter) 算法^[8] 等. AMF、FBDA 算法把滤波窗口内的灰度极值判为噪声, DBA 和 MDBUTM 算法直接将灰度为 0 或 255 的像素判为噪声, 它们可统称为 Max-Min 算法. 这类算法不会出现噪声漏检, 但却存在噪声误判. 因为极值点不一定是噪声, 图像细节或边缘区域也可能存在局部极值, 所以研究一种鲁棒的噪声决策算法是非常关键的. DBTMF 算法不是简单的把窗口极值判为噪声, 而是先对极值修剪后的窗口求中值, 只有与中值相差较大的像素才判定为噪声. 另外, 在噪声恢复阶段, 多数开关滤波器采用中值或其变体对噪声进行更新, 忽略了像素间的内在联系, 导致图像细节受损. 例如: AMF 算法采用自适应滤波窗口寻找未被污染的中值来修复噪声. 高噪声时, 滤波窗口最大半径达到 39, 严重模糊了图像边缘等信息. 为克服此缺点, DBA 算法采用 3×3 固定滤波窗口, 中值没有被污染时, 直接用于替代噪声像素, 否则噪声像素将被其前面的一个像素替代. 在高噪声情况下, DBA 的这种重复替代会导致条状伪影. 基于此, MDBUTM、DBTMF 和 FBDA 算法采用不同策略对 DBA 进行改进. MDBUTM 和 DBTMF 算法用极值修剪后的中值恢复噪声. 当滤波窗内均是噪声时, 前者用窗口均值恢复中心像素, 但由于这种均值根本无法反映真实信息, 相当于引入了新的噪声; 后者用噪声点前面已恢复过的 4 个像素的中值修复该噪声, 因此滤波效果要好于前者. 而 FBDA 算法计算中值时, 不是将窗口极值进行修剪, 而是利用模糊规则将可能为噪声的像素全部剔除, 然后再求中值. 在高噪声情况下, 上述几种算法均降低了中值被污染的可能性, 但无论何种形式的中值或其变体, 由于缺乏轮廓、边缘等局部信息, 对图像细节的保护和恢复能力是有限的.

不确定性普遍存在于现实世界中, 数字图像中也充满了模糊、不确定信息^[9], 例如: 噪声的产生是随机的, 噪声与非噪声有时很难确定一个明确的界线. 现有滤波算法种类繁多, 却忽略了不确定性信息的价值. 虽然文献[7, 10] 提出用模糊隶属度表征噪声的不确定

性, 但模糊隶属函数本身就充满不确定性, 是一种用精确解决不确定的方法, 限制了对不确定性的表达能力. 近年来, 国内外学者逐步把信息的不确定性引入图像处理领域. 马苗^[11] 证明基于灰色系统理论的 B 型关联度降噪算法对椒盐噪声、高斯噪声具有较好的滤波效果. 美国 F Smarandache 教授于 1995 年提出了研究不确定性的新理论——中智理论, 它明确量化了图像的不确定性信息. 郭延辉等率先将其应用到图像降噪^[12, 13] 和图像分割^[14] 领域, 提出了 NSEF (Neutrosophic Set Entropy Filter) 滤波算法^[12]. 该算法可以滤除不同类型的噪声, 但由于采用迭代运算, 输出图像过平滑现象非常明显, 严重损害了图像细节.

如何利用中智不确定性和灰色关联度的融合信息来提高现有滤波算法的噪声滤除和细节保护能力, 目前尚未有相关报道. 本文充分挖掘图像不确定信息的潜在价值, 并将其应用到噪声检测和噪声恢复过程中, 提出了一种中智灰滤波算法. 该算法首先将极值压缩灰色关联度 ECGCD 与顺序不确定性 OI 相融合, 设计了 ECGCD-OI 二次噪声检测方案; 然后又将中智不确定性和 ECGCD 的乘积作为相似性度量特征, 利用高斯核函数构建了中智灰自适应权重函数. 实验表明, 该中智灰滤波算法在细节保护和噪声滤除方面的性能优于现有相关算法.

2 不确定性信息的量化处理

2.1 中智不确定性的量化

中智理论是中智逻辑、中智集合论和中智概率论的统一, 从对立统一的角度来研究自然科学和社会科学中的矛盾性和不确定性. 在此理论中, 一个命题或实体用 $\langle A \rangle$ 表示, $\langle A \rangle$ 的否定为 $\langle \text{Anti-}A \rangle$, 既不是 $\langle A \rangle$ 又不是 $\langle \text{Anti-}A \rangle$ 记为 $\langle \text{Neut-}A \rangle$, 并用三个中智元素 T, I 和 F 分别表示. 按照中智逻辑, 如果一个命题为 $t\%$ 的真, 它并不一定是 $(100 - t)\%$ 的假, 而是 $f\%$ 的假和 $i\%$ 的不确定, 其中 $t \in T, i \in I, f \in F$. 这改变了传统不真即假的逻辑思维模式, 更符合人们对事物的认知规律.

中智域图像可用三个集合 T, I, F 来表示, 其中 T 为图像真实性表述, I 为不确定性表述, F 为非真实性表述. 传统域图像 P 在中智域可表示为 $P_{NS} = \{T, I, F\}$. 像素 $p(i, j)$ 在中智域可表示为 $P_{NS}(i, j) = \{T(i, j), I(i, j), F(i, j)\}$. 为充分利用图像的不确定信息进行滤波, 有效的不确定性量化设计是算法的关键. 受文献[12, 13] 的启发, 本文用区域中值、偏差以及极差来求 T, I, F .

$T(i, j), I(i, j), F(i, j)$ 的转换过程如下:

$$T(i, j) = \frac{m(i, j) - m_{\min}}{m_{\max} - m_{\min}} \quad (1)$$

$$I(i,j) = \frac{\delta(i,j) - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (2)$$

$$\delta(i,j) = \text{abs}(p(i,j) - m(i,j)) \quad (3)$$

$$F(i,j) = 1 - T(i,j) \quad (4)$$

其中: $p(i,j)$ 是像素 (i,j) 的灰度值; $m(i,j)$ 是 $D \times D$ 窗口中值($D = 2n + 1 (n \geq 1)$); $\delta(i,j)$ 是 $p(i,j)$ 与 $m(i,j)$ 差的绝对值; m_{\min} 和 m_{\max} 是整幅图中所有中值的最小值和最大值. 本文只利用了 $I(i,j)$ 信息, $T(i,j)$ 和 $F(i,j)$ 在此只是为了说明中智图像完整的转换过程.

为研究中智不确定性的特点,首先按式(2)、(3)计算图像的不确定性,并转换为灰度图像. 图1为在 5×5 窗口下,Barbara原图及5%和10%椒盐噪声情况下的不确定性灰度图. 由图1(a)可见,Barbara面部、胳膊等平坦区域显示为黑色,说明平坦区域或灰度变化缓慢区域具有较低的不确定性;头巾、衣服等细节区域显示为灰白色,说明边缘及纹理区域较平坦区域的不确定性稍有增加. 这是因为平坦区域灰度变化小, $\delta(i,j)$ 较小,所以对应的 $I(i,j)$ 值小;而边缘像素的灰度变化较平坦区域有所增加,所以不确定性有所提高. 但由图1(b)和图1(c)可见,图像被椒盐噪声污染后,不确定性灰度图中布满了亮度更高的斑点,由此说明椒盐噪声比边缘及纹理区域像素具有更高的不确定性. 这是因为即使在边缘区域,局部范围像素之间仍存在一定程度的相似性和灰度变化连续性,然而椒盐噪声是一些孤立的、随机的点,其灰度与邻域像素无关,导致其不确定性非常高.

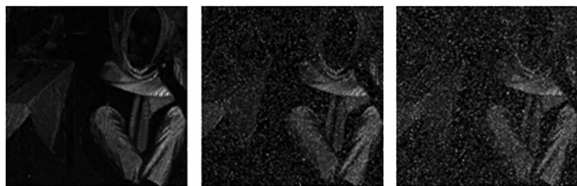


图1 Barbara不确定性灰度图

综上所述,像素不确定性的大小,在一定程度上可以反映该像素属于平坦区域、边缘区域还是噪声区域;同时,高不确定性像素数量的变化体现了噪声密度的变化.

2.2 极值压缩灰色关联度

灰色系统理论是我国著名学者邓聚龙于1982年创立的一门新学科,它用“灰数”概念来描述信息的不确定性. 冯冬竹在文献[15]中指出,像素的灰色关联度越大,比较序列与参考序列相似性越高. 在灰色关联分析中,应用最多的是邓氏关联度. 假设采用 3×3 滤波窗口,窗口各像素如下:

$$\begin{bmatrix} p(i-1,j-1) & p(i-1,j) & p(i-1,j+1) \\ p(i,j-1) & p(i,j) & p(i,j+1) \\ p(i+1,j-1) & p(i+1,j) & p(i+1,j+1) \end{bmatrix}$$

灰色关联度的基本计算步骤如下:

(1) 参考序列和比较序列的选取

本文将窗口中值作为参考序列 X ,则 X 只有一个元素,即

$$X = \text{med}[p(i-1,j-1), \dots, p(i,j), \dots, p(i+1,j+1)]$$

比较序列 Y 为窗口内各像素,即

$$Y = [p(i-1,j-1), \dots, p(i,j), \dots, p(i+1,j+1)]$$

(2) 差序列计算

将 Y 中各数据减去 X ,得到差绝对值序列:

$$\Delta Y = [\Delta y(1), \Delta y(2), \dots, \Delta y(k)], k=9$$

(3) 灰色关联度计算

像素灰色关联度 $\gamma(k)$, ($k \in 1, \dots, 9$)的计算如式(5)所示:

$$\gamma(k) = \frac{\text{Min} + \rho \text{Max}}{\Delta y(k) + \rho \text{Max}} \quad (5)$$

其中: ρ 是分辨系数,在邓氏灰色关联度中, ρ 取0.5;Max和Min分别为差序列 ΔY 的最大值和最小值.

由上述可知,比较序列中各像素的灰色关联度越大,说明其与邻域像素的相似性越高;灰色关联度越小,像素为噪声的可能性越大. 从灰色关联度的计算过程可见,参考序列的准确性至关重要. 噪声较低时中值作为参考序列可以保证关联度的准确性,但在高密度噪声下,如果中值已被污染,将会导致噪声像素的关联度提高而正常像素的关联度反而降低,从而无法正确衡量像素间的关联性. 为克服此缺点,本文提出极值压缩灰色关联度 ECGCD,具体过程如下:

①极值压缩. 首先将滤波窗口内灰度值为 G_{\min} 和 G_{\max} 的像素(G_{\min} 和 G_{\max} 为图像灰度范围内的两个极值,这两个极值可以通过噪声图像直方图得到)剔除,剩余像素作为种子像素.

②求种子中值. 种子像素的中值称为种子中值.

③求 ECGCD. 利用种子中值,按上述步骤(1)、(2)、(3)计算比较序列中各元素的 ECGCD.

极值压缩后的种子中值可以确保参考序列的纯净性,所以 ECGCD 的大小可准确反映局部范围内像素的关联性. 如果中心极值像素具有较低的 ECGCD 值,说明它与种子中值差别大,是噪声的可能性大;如果虽为极值却具有高的 ECGCD 值,则说明它与邻域像素的关联性较强,为正常像素的可能性大.

3 中智灰滤波算法

3.1 ECGCD-OI 二次噪声检测

针对 Max-Min 算法存在噪声误检情况,为提高检测准确率,本文融合 ECGCD 和 OI 两种信息对 Max-Min 的初检结果进行再次检测,即, ECGCD-OI 二次噪声检测方案,具体过程如下:

(1)一次检测. 将灰度值为 G_{min} 和 G_{max} 的像素判为准噪声像素.

(2)二次检测. 以准噪声像素为中心, 在 3×3 窗口内计算所有像素的 ECGCD: $\gamma(k), (k \in 1, \dots, 9)$.

设种子像素的 ECGCD 集合为:

$$\gamma_0 = [\gamma_0(1), \gamma_0(2), \dots, \gamma_0(n)] \quad (n \leq 8)$$

γ_0 的中值用 MED_{γ} 表示, 像素 ECGCD 与 MED_{γ} 的比值用 λ 表示, 即:

$$MED_{\gamma} = \text{median}(\gamma_0(1), \gamma_0(2), \dots, \gamma_0(n)) \quad (n \leq 8) \quad (6)$$

$$\lambda(k) = \frac{MED_{\gamma}}{\gamma(k)} \quad (k \in 1, \dots, 9) \quad (7)$$

测试发现: 在平坦区域, 如果当前像素为噪声, 其 ECGCD 一般要明显小于 MED_{γ} , 对应 λ 值较大; 反之, λ 则较小. 但在边缘区域, 部分中心像素虽然为极值, 却与种子像素具有相似的 λ 值, 难以判定是否为真实噪声.

假如噪声点的位置是已知的, 现从 Lena 图像肩部平坦区域选一个 3×3 滤波窗口, 对应的灰度矩阵、ECGCD 矩阵和 λ 矩阵分别用 G_1, E_1, λ_1 表示; 然后从 Lena 帽子边缘区域再选两个 3×3 滤波窗口, 对应的三矩阵分别为 G_2, E_2, λ_2 和 G_3, E_3, λ_3 . 由 λ_1 可见, G_1 中心“0”像素的 λ 值为 21.15, 可以轻松判断其为噪声点. G_2 和 G_3 中心“0”像素的 λ 分别区别为 1.6 和 1.17, 与种子像素的 λ 无明显区别. 在初次检测中, 它们已被判为准噪声, 但根据已知的噪声图像, G_3 中心像素并非噪声. 为进一步确定此类像素为真实噪声的可能性, 现利用中智不确定性作进一步判断.

上述 G_1, G_2, G_3 三窗口的不确定性矩阵分别为 U_1, U_2, U_3 . 首先将 U_1, U_2, U_3 中各像素的不确定性按降序排列, 形成顺序不确定性. 假设窗口中含有 m 个极值像素, 如果中心极值像素的不确定性又处在降序序列的前 m 位, 说明该极值点不确定性很高, 可将其认定为真实噪声; 如果中心极值像素的不确定性排在 m 位之后, 说明它的不确定性较低, 为正常像素的可能性较大, 可将其从准噪声集合中删除. 为减小计算量, 对 λ 值很大的中心像素, 不必考虑其顺序不确定性, 可直接确认为噪声, 仅对 λ 小于某阈值的像素, 结合顺序不确定性的位置作进一步判断. 为避免噪声漏判, λ 阈值不能过大. 经大量实验证明, λ 阈值选为 3 时噪声检测效果最理想.

$$G_1 = \begin{bmatrix} 98 & 103 & 106 \\ 98 & 0 & 105 \\ 97 & 101 & 255 \end{bmatrix} \quad E_1 = \begin{bmatrix} 0.44 & 0.57 & 0.33 \\ 0.44 & 0.02 & 0.39 \\ 0.37 & 0.94 & 0.02 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_1 = \begin{bmatrix} 1.14 & 0.88 & 1.48 \\ 1.14 & 21.15 & 1.28 \\ 1.34 & 0.52 & 31.92 \end{bmatrix} \quad U_1 = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.02 & 0.03 \\ 0.00 & 0.38 & 0.02 \\ 0.01 & 0.01 & 0.60 \end{bmatrix}$$

$$G_2 = \begin{bmatrix} 112 & 55 & 55 \\ 159 & 0 & 42 \\ 194 & 255 & 69 \end{bmatrix} \quad E_2 = \begin{bmatrix} 0.77 & 0.53 & 0.53 \\ 0.44 & 0.33 & 0.46 \\ 0.33 & 0.23 & 0.62 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_2 = \begin{bmatrix} 0.68 & 0.99 & 0.99 \\ 1.20 & 1.60 & 1.14 \\ 1.58 & 2.25 & 0.85 \end{bmatrix} \quad U_2 = \begin{bmatrix} 0.00 & 0.02 & 0.00 \\ 0.04 & 0.33 & 0.05 \\ 0.03 & 0.38 & 0.00 \end{bmatrix}$$

$$G_3 = \begin{bmatrix} 10 & 34 & 26 \\ 22 & 0 & 10 \\ 177 & 149 & 73 \end{bmatrix} \quad E_3 = \begin{bmatrix} 0.52 & 0.67 & 0.61 \\ 0.58 & 0.48 & 0.52 \\ 0.33 & 0.40 & 0.85 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_3 = \begin{bmatrix} 1.08 & 0.84 & 0.92 \\ 0.96 & 1.17 & 1.08 \\ 1.68 & 1.41 & 0.66 \end{bmatrix} \quad U_3 = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.04 & 0.03 \\ 0.07 & 0.13 & 0.25 \\ 0.53 & 0.39 & 0.00 \end{bmatrix}$$

根据 ECGCD-OI 规则, G_1, G_2 的中心“0”像素为真实噪声, G_3 的“0”像素是伪噪声像素. 其实, 从 G_3, λ_3 和 U_3 可见, 灰度值为 177 和 149 两像素的不确定性很高, 比“0”像素更像噪声, 这间接说明 ECGCD-OI 二级噪声检测方案是有效的.

3.2 相似性度量设计

加权滤波的原理可用式(8)来表示:

$$g(i, j) = \frac{\sum_{p=1}^D \sum_{q=1}^D g(p, q)w(p, q)}{\sum_{p=1}^D \sum_{q=1}^D w(p, q)} \quad (8)$$

其中: $g(i, j)$ 是中心像素 (i, j) 滤波后的灰度值; $D \times D$ 是以 (i, j) 为中心的滤波窗口, 且 $(D = 2n + 1) (n \geq 1)$; $g(p, q)$ 为滤波窗口内各像素灰度值; $w(p, q)$ 是对应像素的滤波权重.

权重函数是滤波算法的关键, 本文采用如式(9)所示的高斯核函数, 其中 h 为滤波平滑参数, s 为相似性度量特征. 有效的相似性度量特征是影响权重准确性的重要因素.

$$w = \exp\left(-\frac{s^2}{2h^2}\right) \quad (9)$$

由上文可知, 当像素 (p, q) 的不确定性 $I(p, q)$ 很大时, 该点为噪声的可能性大, 对目标点的权重应被削弱; 反之, 该点为噪声的可能性小, 滤波权重应被加强. 另一方面, 当 (p, q) 的 ECGCD 较大时, 该点与邻域像素的相似性高, 滤波权重也应该被加强, 反之亦然. 由此可见, 中智不确定性和 ECGCD 的大小均可决定像素的滤波权重, 本文将两者的乘性融合作为相似性度量特征, 对应的相似性度量函数如下:

$$s(p, q) = I(p, q)(1 - \gamma_0(p, q)) \quad (10)$$

其中 $I(p, q)$ 为像素 (p, q) 的中智不确定性, $\gamma_0(p, q)$ 为像素的 ECGCD. 将式(10)带入式(9), 基于不确定性信息融合的中智灰自适应权重函数如式(11)所示

$$w(p, q) = \exp\left(-\frac{[I(p, q)(1 - \gamma_0(p, q))]^2}{2h^2}\right) \quad (11)$$

由式(11)可见,当 $I(p, q)$ 较大时,对应的 $w(p, q)$ 小,当 $\gamma_0(p, q)$ 大时,对应的 $w(p, q)$ 较大.

h 是一个非常重要的参数,它控制着滤波权重的衰减程度.通过对近 50 幅标准图像测试,发现噪声密度 σ 在 10% ~ 80% 范围内, h 取 5.5 可获得较高信噪比;当 σ 高于 80%, h 取 0.8916 可获得较高信噪比.但对污染图像来说, σ 是不可预知的,为了给 h 合理赋值,需要对 σ 进行粗略估计.设图像像素总数为 M_{all} ,噪声像素数量为 M_{noise} ,则噪声水平 σ 可粗略估计为:

$$\sigma = \frac{M_{\text{noise}}}{M_{\text{all}}} \quad (12)$$

3.3 算法具体实现

本文中智灰滤波算法的具体步骤如下:

第一步 按式(2)、(3)计算像素的中智不确定性.

第二步 利用 Max-Min 算法进行噪声初步检测.用 M_{exp} 表示准噪声矩阵,被判为准噪声的像素在 M_{exp} 中标记为“1”,否则为“0”.

第三步 以 M_{exp} 中第一个准噪声像素为中心,计算 3×3 窗口内各像素的 ECGCD 以及 $\text{MED}\gamma$,然后按式(7)计算中心像素的 λ 值.

第四步 对 $\lambda > 3$ 的准噪声像素,在噪声矩阵 M_{real} 中标记为“1”;对 $\lambda \leq 3$ 的准噪声像素,利用 ECGCD-OI 规则进行二次判断,确认为真实噪声的像素标记为“1”.

第五步 重复第三、四步,直到所有准噪声像素二次检测完毕.

第六步 对 M_{real} 中标记为“1”的像素,利用式(8)、(11)进行加权滤波,且规定噪声像素不参与加权.当滤波窗内所有像素被污染时,噪声像素被其前面已处理过的 4 个像素的均值代替.

4 实验仿真与结果

为验证本文算法的有效性,对图 2 所示图像进行仿真实验.实验环境为 MATLAB R2013a, CPU 主频为 2.4GHz,内存为 8GB DDR3L RAM.



(a) Lena (b) Baboon (c) Pepper (d) Crane (e) House

图2 测试图像

4.1 ECGCD-OI 噪声检测结果

用 ECGCD-OI 方案对 M_{exp} 的准噪声像素进行二次筛选,确认的伪噪声将被剔除.伪噪声个数与准噪声总数之比称为剔除率,表 1 为图 2 代表图像的剔除率.由表 1 可见,不同图像在不同噪声情况下其剔除率是不同的. Lena 等较平坦图像的剔除率较低,而 House 等纹理

丰富图像的剔除率较高.

表 1 ECGCD-OI 算法剔除率

| 噪声 | 不同图像的噪声剔除率(%) | | | | |
|-----|---------------|--------|--------|-------|-------|
| | Lena | Baboon | Pepper | Crane | House |
| 10% | 0.05 | 0.43 | 1.06 | 3.16 | 8.84 |
| 20% | 0.10 | 0.37 | 0.79 | 1.76 | 5.42 |
| 30% | 0.15 | 0.33 | 0.59 | 1.27 | 4.21 |
| 40% | 0.15 | 0.35 | 0.44 | 0.88 | 2.79 |
| 50% | 0.14 | 0.80 | 0.41 | 0.66 | 2.12 |
| 60% | 0.10 | 0.83 | 0.33 | 0.40 | 1.10 |
| 70% | 0.05 | 0.22 | 0.25 | 0.28 | 0.67 |
| 80% | 0.87 | 0.18 | 0.16 | 0.16 | 0.47 |
| 90% | 0.03 | 0.18 | 0.10 | 0.10 | 0.35 |

4.2 去噪性能比较

为验证本文算法的有效性,将其与 MF^[3]、NSEF^[12]、DBA^[5]、FBDA^[7]、DBTMF^[8] 等算法进行比较.本文算法、DBA 算法、FBDA 算法和 DBTMF 算法的滤波窗口保持 3×3 不变;MF 算法根据噪声密度不同,最佳滤波窗口在 3×3 到 9×9 之间变化;噪声低于 0.4 时,NSEF 算法的最佳滤波窗口为 3×3 ,其它情况为 5×5 .图 3、图 4 为噪声密度在 90% 时六种算法对 Lena 和 Man 两幅图像的滤波输出.为比较 DBTMF 算法和本文算法对边缘等细节的保护性能,分别从图 3 中 Lena 帽子边缘和图 4 中 Man 帽子羽毛部分取局部区域进行放大,图 5 为对应的局部放大图.

由图 3、图 4 可见,在 90% 噪声密度下,MF、NSEF 两种算法均出现较大的噪声块,导致图像难以辨认;DBA 算法由于噪声像素的重复代替而出现了条状伪影;FBDA 较前三种算法的滤波效果有明显改善,但仍有部分噪声未被滤除干净;DBTMF 算法和本文算法均可彻底滤除噪声,但从图 5(a)和图 5(c)局部放大图可见,在图像边缘部分,DBTMF 算法存在较尖锐的锯齿状细节,而本文算法的图像边缘则相对平滑.这是由于本文算法在噪声检测时剔除了部分伪噪声,计算像素权重时又充分考虑了像素的局部信息,这些措施对边缘等细节信息的恢复都起到一定的保护作用.尽管本文算法没有彻底消除锯齿状边缘,但相对 DBTMF 算法,其锯齿状尖锐程度已得到有效降低.

用输出图像的 PSNR 作为算法性能客观评价标准,表 2、表 3 给出了六种算法对 Lena 等图像的测试结果.由表中数据可见,在 10% ~ 90% 噪声范围内,本文算法的 PSNR 都保持在 20dB 以上.噪声水平在 10% ~ 30% 左右时,DBA 算法的 PSNR 较本文算法有所提高,但在 40% ~ 90% 噪声范围内,本文算法的 PSNR 明显高于其它几种算法.

总之,由上文对不同图像在不同噪声环境下的主观图像和客观指标可见,本文算法降噪能力和细节保护的综合性能优于其它同类算法.

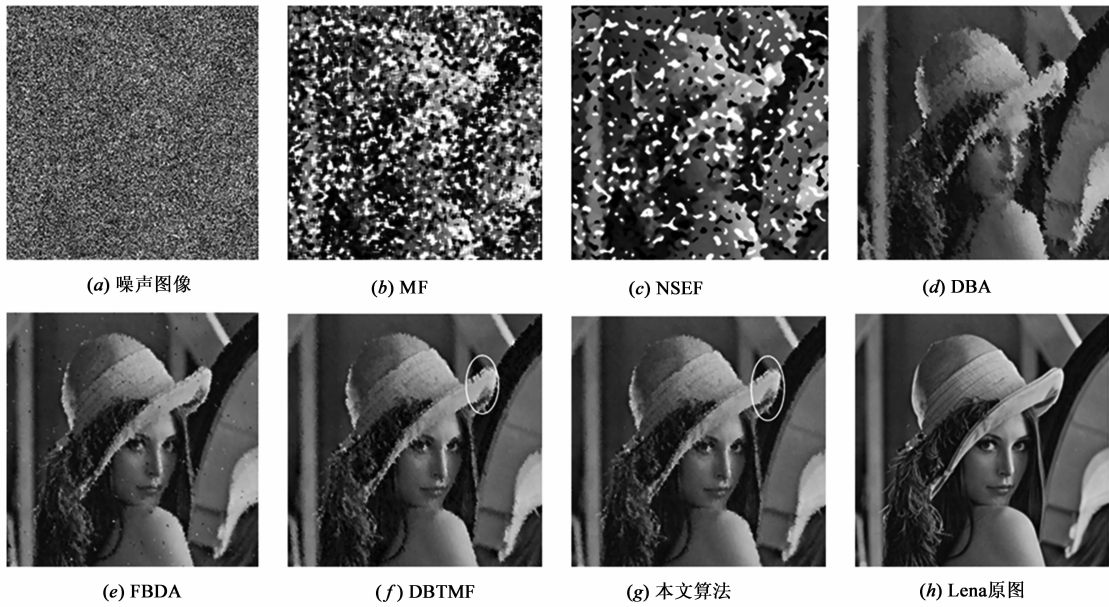


图3 Lena图像在90%椒盐噪声下各算法滤波输出

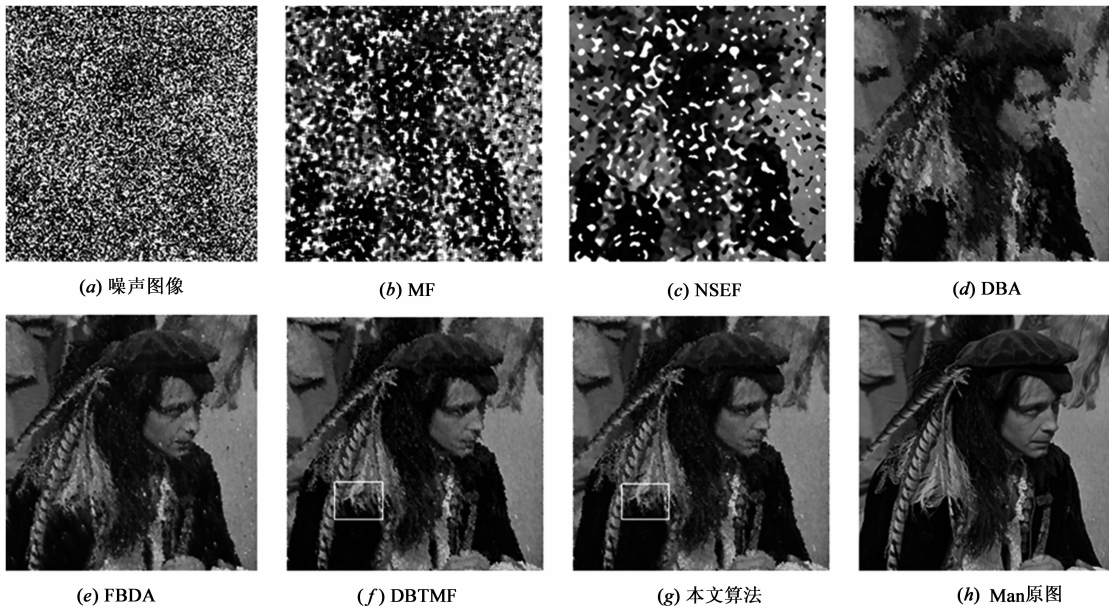


图4 Man图像在90%椒盐噪声下各算法滤波输出

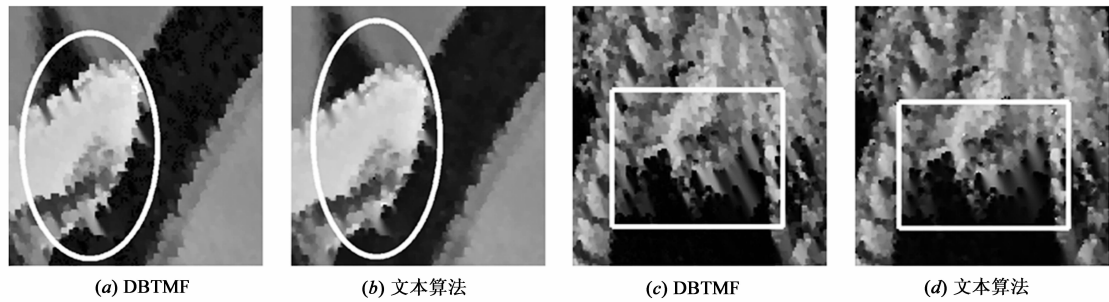


图5 两种算法对Lena与Man滤波图像的局部放大图

表 2 不同算法对 Lena 图像的测试结果

| Noise | PSNR for Lena image (dB) | | | | | |
|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | MF | NSEF | DBA | FDBA | DBTMF | 本文算法 |
| 10% | 34.01 | 30.81 | 42.10 | 37.50 | 39.88 | 42.56 |
| 20% | 29.59 | 30.01 | 37.99 | 36.28 | 36.89 | 39.38 |
| 30% | 27.90 | 29.94 | 35.00 | 35.19 | 34.75 | 36.95 |
| 40% | 25.42 | 28.68 | 32.78 | 34.29 | 33.21 | 35.18 |
| 50% | 24.29 | 27.98 | 30.38 | 33.00 | 31.73 | 33.29 |
| 60% | 22.66 | 26.14 | 28.08 | 31.59 | 30.56 | 31.56 |
| 70% | 20.55 | 24.14 | 25.77 | 29.83 | 29.14 | 30.15 |
| 80% | 15.26 | 19.80 | 22.80 | 27.71 | 27.34 | 28.15 |
| 90% | 9.37 | 11.43 | 19.29 | 24.75 | 23.87 | 25.12 |

表 3 不同算法对 Man 图像的测试结果

| Noise | PSNR for Man image (dB) | | | | | |
|-------|-------------------------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | MF | NSEF | DBA | FDBA | DBTMF | 本文算法 |
| 10% | 28.63 | 27.18 | 36.93 | 31.26 | 31.83 | 36.27 |
| 20% | 25.95 | 26.15 | 33.14 | 30.12 | 30.51 | 32.78 |
| 30% | 22.15 | 26.28 | 30.67 | 29.16 | 29.31 | 30.87 |
| 40% | 17.94 | 25.58 | 28.56 | 28.15 | 28.15 | 29.12 |
| 50% | 14.39 | 25.12 | 26.57 | 27.15 | 27.13 | 27.79 |
| 60% | 11.50 | 23.70 | 24.83 | 26.07 | 26.03 | 26.74 |
| 70% | 9.22 | 19.88 | 22.87 | 24.90 | 25.05 | 25.86 |
| 80% | 7.33 | 17.24 | 20.74 | 23.72 | 23.12 | 23.96 |
| 90% | 5.84 | 10.27 | 17.71 | 20.92 | 21.39 | 22.13 |

5 结论

本文将中智不确定性和灰色关联度的融合信息引入高密度椒盐噪声的检测和降噪领域. 提出了 ECGCD-OI 二次噪声检测方案, 在一定程度上提高了噪声检测的准确率; 构建了以 ECGCD 和不确性为相似性度量特征的自适应权重函数, 充分利用了像素局部信息的不确定性和灰色性, 在抑制噪声的同时有效地保护了边缘等细节信息. 特别在高密度椒盐噪声下, 本文中智灰算法的噪声滤除和细节保护性能优于传统算法.

参考文献

- [1] 肖泉, 丁兴号, 王守觉, 等. 有效保持细节特征的图像椒盐噪声滤除方法[J]. 电子学报, 2010, 38(10): 2273-2278.
Xiao Quan, Ding Xing-hao, Wang Shou-jue, et al. A novel detail-preserving algorithm for removing salt-and-pepper noise[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(10): 2273-2278. (in Chinese)
- [2] 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): 1903-1908.
Lü Zong-wei, Tang Zhi-de, Zhou Lin. One efficient and fast method for the removal of high-density salt and pepper noise[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(8): 1903-1908. (in Chinese)
- [3] Pitas I, Venetsanopoulos A N. Order statistics in digital im-

- age processing [J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(12): 1893-1921.
- [4] Chan RH, Ho CW, Nikolova M. Salt-and-pepper noise removal by media-type noise detectors and detail-preserving regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1479-1485.
- [5] Srinivasan K S, Ebenezer D. A new fast and efficient decision-based algorithm for removal of high-density impulse noises[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(3): 189-193.
- [6] Esakkirajan S, Veerakumar T, et al. Removal of high density salt and pepper noise through modified decision based unsymmetric trimmed median filter[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(5): 287-290.
- [7] Nair Madhu S, Raju G. A new fuzzy-based decision algorithm for high-density impulse noise removal[J]. Signal Image and Video Processing, 2012, 6(4): 579-595.
- [8] Vijaykumar VR, Santhanamari G. New decision-based trimmed median filter for high-density salt-and-pepper noise removal in images[J]. Journal of Electronic Imaging, 2014, 23(3): 033011-033014.
- [9] 张玲. 基于模糊理论及其扩展的图像分割研究及其应用[D]. 济南: 山东大学计算机科学与技术学院, 2012.
Zhang Ling. Research and Application of Image Segmentation Based on Fuzzy Theory and Its Extension[D]. Jinan: School of Computer Science and Technology of Shandong University, 2012. (in Chinese)
- [10] 王贵君, 杨永强. 基于高概率椒盐噪声的模糊滤波器在图像恢复中的算法设计[J]. 电子学报, 2015, 43(1): 24-29.
Wang Gui-jun, Yang Yong-qiang. Algorithm design for fuzzy filter based on salt-and-pepper noise with high probability in image restoration[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(1): 24-29. (in Chinese)
- [11] Miao Ma, Hongpeng Tian, Chongyang Hao. Image denoising using grey relational analysis in spatial domain[A]. Proceedings of SPIE the International Society for Optical Engineering[C]. USA: SPIE, 2005, 5960: 335-343.
- [12] Guo Yanhui, Cheng H D. A new neutrosophic approach to image denoising[J]. New Mathematics and Natural Computation, 2009, 5(3): 653-662.
- [13] Mohan J, Krishnaveni V, Guo Yan-hui. MRI denoising using nonlocal neutrosophic set approach of Wiener filtering[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2013, 8(6): 779-791.
- [14] Guo Yanhui, Cheng H D. New neutrosophic approach to image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(5): 587-595.
- [15] 冯冬竹, 阎杰. 一种基于灰关联分析的红外图像滤波算

法[J]. 西北工业大学学报, 2006, 24(6): 709 - 712.

Feng Dong-zhu, Yan Jie. Infrared image filtering algorithm based on grey relational analysis [J]. Journal of

Northwestern Polytechnical University, 2006, 24(6): 709 - 712. (in Chinese)

作者简介



齐现英 女, 1974年7月出生, 山东泰安人. 2003年于山东科技大学信息科学与工程学院获硕士学位. 现为山东大学博士研究生, 研究方向为医学图像处理及医学仪器.

E-mail: xyqi@tsmc.edu.cn



刘伯强 (通讯作者) 男, 1956年11月出生, 山东济南人. 山东大学控制科学与工程学院教授、博士生导师, 研究方向为医学图像处理、新型生物医学仪器.

E-mail: bqliu@sdu.edu.cn