

用于图像处理的加权中值滤波算法

邓秀勤¹, 熊 勇²

(1. 广东工业大学 应用数学学院, 广东 广州 510006;

2. 华南理工大学 计算机科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘 要:提出了一种基于相似度函数的自适应加权中值滤波算法。该方法首先通过噪声检测确定图像中的噪声点, 然后根据窗口内噪声点的个数自适应地调整滤波窗口的尺寸, 并根据相似度大小, 巧妙地将滤波窗口内各个像素点自适应分组并赋予相应的权重, 最后对检测出的噪声点进行加权中值滤波。计算机模拟实验结果表明: 该算法既能有效地滤除噪声, 又能较好地保护图像细节, 比标准中值滤波具有更优良的滤波性能。

关键词:加权中值滤波; 脉冲噪声; 细节保护; 自适应

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)03-0046-03

Weighted Median Filter Algorithm for Image Processing

DENG Xiu-qin¹, XIONG Yong²

(1. School of Applied Mathematics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. School of Computer Science & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: An algorithm called adaptive weighted median filter algorithm based on similarity function is proposed by the writer of this article. The method works in this way: firstly, noise detection is employed to determine noise points in image, then the size of filtering window is adaptively adjusted according to the number of noise points, and the pixels are adaptively grouped in an ingenious way basing on the similarity and weight value of every pixels is calculated adaptively. Finally, a new weighted median filter algorithm is used to filter noise pixels. The simulation experiment shows that this algorithm both may effectively eliminate the noise, and may protect image detail well. Therefore it has better filtering performance than the standard median filter method.

Key words: weighted median filter; impulse noise; detail preserving; adaptive

0 引 言

图像信号在形成和传输过程中, 由于图像采集系统、传输媒介及成像系统的不完善, 会引入不同程度的噪声, 从而使图像质量下降。有效的噪声清除工作是图像处理中非常关键的一个环节, 由于图像的许多后续处理(如边缘检测、模式识别、图像分割等)的成败好坏在很大程度上依赖于噪声去除的效果和质量。

标准中值滤波由于可对长拖尾概率分布的噪声起到良好的平滑效果且可对图像中的某些细节起到保护作用, 因而在图像去噪处理中得到广泛应用。但标准中值滤波去除噪声的性能受滤波窗口尺寸的影响较大, 在抑制图像噪声和保护图像细节两方面存在一定

的矛盾^[1]: 滤波窗口小, 可较好地保护图像细节, 但滤除噪声的能力会受到限制; 滤波窗口大, 可加强噪声抑制能力, 但会损失太多的图像细节(如图像边缘、拐角以及细线等), 造成图像模糊。为了解决既要降噪, 又要保护图像细节这一矛盾, 学者们提出了许多改进的中值滤波算法。如中心加权中值滤波^[2,3], 就是通过给窗口内的像素赋不同的权值来调节噪声抑制与细节保护之间的矛盾, 但牺牲的是噪声的消除能力; 开关中值滤波算法^[4]首先通过一个噪声分类器来判断哪些像素是噪声, 哪些是信号, 然后用迭代的方法进行滤波处理, 但该方法在噪声很强时, 便接近于标准中值滤波且迭代处理所需时间较长; 针对标准中值滤波处理空间密度较大的脉冲噪声能力不足, 经典自适应中值滤波算法^[5]采用了通过扩大窗口来相对地减少噪声密度, 从而可处理空间密度更大的脉冲噪声, 并且平滑非脉冲噪声时, 还可以保护更多的图像细节, 但该方法也存在以下缺陷:

①在窗口尺寸达到滤窗的最大值时, 仍没有找到

收稿日期: 2008-07-16

基金项目: 国家自然科学基金(60704012); 中国博士后基金项目(20070410826)

作者简介: 邓秀勤(1966-), 女, 广东连州人, 副教授, 研究方向为智能优化算法、图像处理。

滤波窗口的中值的像素点,采用了原灰度值直接输出的做法,这样会导致一部分噪声点不能被滤除,从而影响了图像的滤波效果;

②对于满足滤波条件的噪声点,采用了标准中值滤波的方法,因此也造成了图像的边界模糊或缺失。

文中提出了一种新的自适应加权中值滤波算法,其设计思想是:首先用一个 3×3 窗口在图像上滑动,对图像中的像素进行噪声检测,将其分为噪声点和非噪声点两大类,然后根据 3×3 窗口中噪声点的个数自适应调整滤波窗口尺寸,并根据相似度大小,巧妙地将滤波窗口内各个像素点自适应地分组并赋予相应的权重,最后采用一种新的加权中值滤波算法对图像中的噪声点进行滤波处理。该算法通过自适应地调整滤波窗口大小及巧妙地将各个像素点分组并赋予相应的权重,较好地解决了噪声抑制与细节保护之间的矛盾,有效地提高了图像处理的自适应性和细节保护能力。

1 自适应加权中值滤波算法

文中给出的自适应加权中值滤波算法包括三个过程:(1)对图像进行噪声检测;(2)根据窗口内噪声点的个数,自适应确定滤波窗口大小;(3)采用文中提出的加权中值滤波算法滤除噪声点。

1.1 对图像进行噪声检测

噪声检测是整个滤波算法中比较关键的一步,它为图像中像素点的正确分类提供依据。噪声检测的方法较多,文中采用文献[6]给出的检测方法。确定图像的噪声点时采用 3×3 窗口在图像上滑动,该窗口中心像素点 (i, j) 的灰度值为 $f(i, j)$,则该窗口内所有像素值构成如下集合:

$$S_{i,j} = \{f(i+k, j+r) \mid k, r = -1, 0, 1\}$$

求出该窗口中所有像素的平均值 $\text{Average}(S_{i,j})$

$$= \frac{1}{9} \sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 f(i+k, j+r)$$

令 Z_{\max}, Z_{\min} 分别为 $S_{i,j}$ 中灰度值的最大值和最小值,确定噪声点的方法为:当中心像素的灰度值 $f(i, j) = Z_{\max}$, 或 $f(i, j) = Z_{\min}$, 或 $|f(i, j) - \text{Average}(S_{i,j})| > d_{ij}$, 则判定 (i, j) 为噪声点。噪声点标记为 $N(i, j) = 1$, 非噪声点 $N(i, j) = 0$ 。其中检测阈值 d_{ij} 表示基于人眼视觉特性的噪声敏感度系数,定义为^[7]:

$$d_{ij} =$$

$$\frac{1}{3} \sqrt{\sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 [f(i+k, j+r) - \text{Average}(S_{i,j})]^2}$$

1.2 自适应确定滤波窗口大小

标准中值滤波算法去除噪声的性能受滤波窗口尺

寸的影响较大,滤波窗口小,可较好地保护图像细节,但滤除噪声的能力较弱;滤波窗口大,虽可加强噪声抑制能力,但图像会变得模糊。根据这些特点,结合小窗口滤波和大窗口滤波两方面的优势,根据窗口内噪声点的个数,自适应确定滤波窗口大小。在统计噪声点个数时,仍然采用 3×3 窗口。在确定窗口中心像素为噪声点的情况下,统计公式为:

$$\text{Num}(S_{i,j}) = \sum_{k=-1}^1 \sum_{r=-1}^1 N(i+k, j+r)$$

滤波窗口的大小 $L_{i,j}$ 由 $\text{Num}(S_{i,j})$ 的大小自适应确定,它只跟 3×3 窗口内噪声点的个数有关,方法如下:

$$L_{i,j} = \begin{cases} 3 \times 3 & \text{Num}(S_{i,j}) \in \{1, 2, 3\} \\ 5 \times 5 & \text{Num}(S_{i,j}) \in \{4, 5, 6\} \\ 7 \times 7 & \text{Num}(S_{i,j}) \in \{7, 8, 9\} \end{cases}$$

1.3 对噪声点进行滤波

在确定噪声点和滤波窗口大小之后,图像中的像素分为噪声点和非噪声点两类。对非噪声点仍保留本身的灰度值,但可能会参与其邻域像素的滤波,而噪声点则采用一种新的加权中值滤波算法将其滤除。设图像 F 经滤波后的输出图像为 G , F 在索引位置 (i, j) 的灰度值为 $f(i, j)$, G 在索引位置 (i, j) 的灰度值为 $g(i, j)$,首先利用相似度函数计算出滤波窗口内每个像素点的相似度,并将其从小到大排序,根据相似度的大小对滤波窗口内各个像素点自适应地分组并赋予相应的权值,然后对滤波窗口中心像素点 (i, j) 做加权中值滤波,得到窗口中心的输出响应。相似度大小的意义反映为滤波窗口内某一像素点 $(i+k, j+r)$ 的灰度值 $f(i+k, j+r)$ 与采样窗口中心像素点灰度值 $f(i, j)$ 的相似程度,如果滤波窗口内某一像素点的灰度值越接近于中心像素点灰度值,则其相似度就越大;反之,其相似度就越小。它的表达式为

$S(i+k, j+r) = \varphi(|f(i+k, j+r) - f(i, j)|)$
其中 φ 是以 $|f(i+k, j+r) - f(i, j)|$ 为自变量的相似度函数,满足:

- 1) $\varphi(x)$ 为区间 $[0, +\infty]$ 上的单调递减函数;
- 2) $\varphi(0) = 1, \varphi(\infty) = 0$ 。

文中采用的相似度函数为 $\varphi(x) = \frac{1}{1+x^2}$

文中提出的加权中值滤波过程具体描述如下:

若 $f(i, j)$ 是噪声点的灰度值,其滤波窗口大小 $L_{i,j} = (2n+1) \times (2n+1), n \in \{1, 2, 3\}$, 则

(1) 算出滤波窗口内各个像素点 $(i+k, j+r)$ 的相似度

$$\text{Simila}(i+k, j+r) =$$

$$\frac{1}{1 + (f(i + k, j + r) - f(i, j))^2}, (k, r \in [-n, n])$$

(2) 将滤波窗口内各个像素点 $(i + k, j + r)$ 的相似度从小到大排序,根据排序结果将滤窗内 $(2n + 1) \times (2n + 1), n \in \{1, 2, 3\}$ 个像素点分为 $(2n + 1)$ 组,其中第1到 $2n$ 组每组均含 u 有个像素点(其中 $u = 2n + 2$),其序号分别从 $(w - 1)u + 1$ 到 $wu, w = 1, 2, \dots, 2n$,第 $w = 2n + 1$ 组仅含1个像素点(即相似度最大的那个)。这样,就可对第 w 组中的每个像素点 $(i + k, j + r)$ 所对应的灰度值 $f(i + k, j + r)$ 都赋予一个相应的权重 $w(w = 1, 2, \dots, 2n + 1)$ 。也就是说,可对滤波窗口内各个像素点自适应地分组并巧妙地赋予相应的权重 w 。

(3) 对滤波窗口中心像素点 (i, j) 做加权中值滤波,就得到了噪声点滤波后对应的灰度值为

$$g(i, j) = \text{Weighted_Med}\{f(i - n, j - n), f(i - n, j - n + 1), \dots, f(i, j), \dots, f(i + n, j + n)\}$$

2 仿真实验与结果分析

为了验证文中提出的算法能够有效地滤除不同密度的脉冲噪声并且保护图像细节信息,进行仿真实验。在 Matlab7.0 平台上采用图 1(a)所示大小为 $256 \times 256 \times 8\text{bits}$ 的标准测试图像 Lena 作为原始图像,在图 1(a)中分别加入 5%, 10%, 30%, 40%, 60% 的脉冲噪声,分别采用 3×3 和 5×5 窗口的标准中值滤波算法 MF,自适应中值滤波算法(3×3 窗口到 7×7 窗口)AMF 及文中算法对图像进行去噪处理,以便比较文中提出的算法与 MF 和 AMF 噪声滤除及细节保护的性能优劣,对实验结果用输出图像的峰值信噪比(PSNR)和归一化均方误差(NMSE)作为评价滤波性能的客观标准。评价结果见表 1。

表 1 各种算法输出结果的客观评价

滤波方法	性能参数	噪声干扰密度				
		5%	10%	30%	40%	60%
3×3 MF	PSNR	34.8836	28.1437	24.1234	20.2590	17.0293
	NMSE	0.0058	0.0114	0.0299	0.0810	0.322
5×5 MF	PSNR	34.4663	27.8662	23.9182	21.1168	20.0125
	NMSE	0.0101	0.0113	0.0137	0.0197	0.0806
AMF	PSNR	34.7877	28.0634	24.0293	23.1649	21.9309
	NMSE	0.0090	0.0113	0.0142	0.0192	0.0341
文中算法	PSNR	35.0819	33.2605	29.8276	26.6143	23.3625
	NMSE	0.0021	0.0037	0.0054	0.0084	0.0192

由表 1 可以看出,文中算法的 PSNR 比 3×3 和 5×5 的 MF 及 AMF 对应的值大,但 NMSE 较 MF 及 AMF 对应的值小。噪声干扰越大,两者对应的 PSNR

及 NMSE 差距越明显。这说明文中给出的算法在抑制噪声和保护细节两方面的能力较 MF 及 AMF 强。

图 1(b)~(f)分别是噪声干扰为 60% 的 Lena 图像及各种算法处理后的滤波输出图像。从滤波结果可以看出,MF 不能有效地去除噪声,AMF 对噪声滤除也不彻底,而文中算法在完全去除噪声的同时对细节信息保护得最好。从图 1 的滤波效果及表 1 的客观评价结果可以看出,文中算法结合了小窗口中值滤波具有的较好的细节保护能力以及大窗口中值滤波具有的较强的去噪能力,在滤波效果、客观评价结果上具有明显优势。该方法通过自适应地调整滤波窗口的大小和适当地选取窗口内各点的权重,既克服了标准中值滤波去除噪声的性能受限于滤波窗口尺寸的缺陷,又改善了中心加权中值滤波和自适应中值滤波对噪声滤除不够彻底的矛盾。

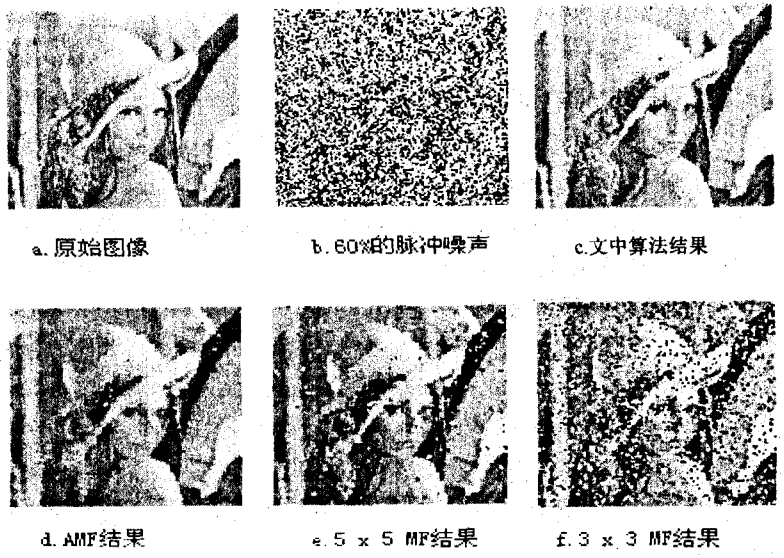


图 1 原始图像、加噪图像及滤波结果

3 结束语

自适应加权中值滤波算法采用一定的检测标准对图像中的脉冲噪声点进行检测,根据检测到的噪声点的个数自适应地调整滤波窗口的尺寸,并根据相似度大小,巧妙地将滤波窗口内各个像素点自适应地分组并赋予相应的权重。这种处理方式在很大程度上缓解了噪声抑制和细节保护之间的矛盾,使该算法的噪声滤除能力、细节保护能力都有了很大的提高,较标准中值滤波具有更优良的综合滤波性能,对自适应中值滤波也有一定程度的改善。

参考文献:

[1] Gallagher N C, Wise G L. A theoretical analysis of properties (下转第 51 页)

$$F'_m(u, v) = \begin{cases} x_i^*, & u = 0, \dots, 3, v = 0, \dots, 3 - u \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

步骤4:恢复水印图像

$$f' = \bigcup_{m=0}^{M-1} \text{DCT}^{-1}(F'_m(u, v)), \\ 0 \leq u, v \leq 7$$

步骤5:通过对水印图像的置乱变换,恢复到有意义的图像。置乱的次数由图像的大小和嵌入时的置乱次数 K 共同确定,在文中 K 值取 80, 图像大小为 $256 * 256$, 置乱的次数则为 112 次。



(a) 含水印图像 Pepper



(b) 向左剪切 50%



(c) 向右剪切 50%



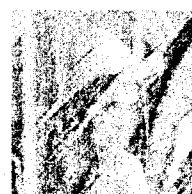
(d) 下剪切 50%



(a') 水印



(b') 水印



(c') 水印



(d') 水印

图3 抗剪切实验

3 实验结果

文中选取 $512 * 512$ 的灰度图像 Pepper 作为载体图像,经过 80 次置乱后的 Lena 图像作为水印图像。从图 2 可以观察到该水印有着良好的不可见性。



(a) 原始图像



(b) 含水印图像

图2 原始图像 Pepper 和含水印图像 Pepper

针对含有水印的 Pepper 图像,从 3 个方向对其进行 50% 的剪切,实验结果如图 3 所示,可以看出算法对大范围的剪切攻击具有较强大鲁棒性。

4 结束语

结合图像置乱变换,提出了一种基于 Arnold 变换的自适应频域图像水印算法,该算法在水印嵌入之前

先进行置乱变换,并且选择置换的次数作为密钥,在嵌入水印的过程中考虑了 HVS 的对比度门限,采用自适应块分类的方法完成水印的嵌入,提高了水印的隐藏性和鲁棒性。对算法在 Matlab 上进行了仿真,实验结果表明,该算法在不同图像处理和攻击下具有较好的鲁棒性,且安全性好、计算简单。

参考文献:

- [1] 刘瑞桢,谭铁牛. 数字图像水印研究综述[J]. 通信学报, 2000, 21(8): 39-48.
- [2] 王炳钢,陈 琦. 数字水印技术[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2003.
- [3] 邵利平,覃 征,衡星辰. 一种基于图像置乱变换的空域图像水印算法[J]. 计算机工程, 2007, 33(2): 122-124.
- [4] 段晓明,杨家明,金 宁. 基于图像置乱和小波变换的数字水印算法[J]. 微计算机信息, 2007, 23(7): 37-39.
- [5] 黄继武, Shi Yun Q, 姚若河. 基于块分类的自适应图像水印算法[J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(8): 640-643.
- [6] 易开祥,王 铁,石教英. 基于 DCT 域的自适应二维数字水印系统[J]. 计算机应用, 2000, 20(增刊): 12-14.

(上接第 48 页)

- of the median filters[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech, Signal Processing, 1981, 29(1): 1136-1141.
- [2] Ko Sung Jea, Lee Yong Hoon. Center weighted median filters and their applications to image enhancement [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1991, 38(9): 984-993.
- [3] Jeong B, Lee Y H. Design of weighted order statistic filter using the perception algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(11): 3264-3269.
- [4] Wang Zhou, Zhang David. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1999, 46

(1): 78-80.

- [5] Wang H, Haddad R A. Adaptive median filters: New algorithms and results[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(4): 499-502.
- [6] Zhang Xuming, Xu Binshi, Dong Shiyun. Adaptive Median Filtering for Image Processing [J]. Journal of Computer Design & Computer Graphics, 2005, 17(2): 295-299.
- [7] Piva A, Barni M, Bartolini F, et al. DCT-based watermark recovering without resorting to the uncorrupted original image [C]// Proceedings of 4th IEEE International Conference on Image Processing ICIP'97. Santa Barbara, CA, USA: ICIP, 1997: 520-523.