

基于直方图的自适应图像去噪滤波器

王保平^{1,2}, 范九伦³, 谢维信⁴, 刘升虎¹

(1. 西安石油大学电子工程学院, 陕西西安 710065; 2. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071;
3. 西安邮电学院信控系, 陕西西安 710061; 4. 深圳大学信息工程学院, 广东深圳 518060)

摘 要: 对于那些明显偏离高斯型白噪声的加性噪声, 如拖尾脉冲噪声, 高斯脉冲噪声等, 已有方法的滤噪性能会严重退化. 为此, 该文提出了一种去除脉冲噪声的新方法. 该方法首先由被污染图像估计出原图像的直方图. 然后应用模糊集理论, 利用加权策略得到了一个符合图像灰度分布统计规律的模糊隶属度函数, 以此隶属度函数构建一个加权平均滤波器. 新方法有效地利用了原图像的先验知识, 能够根据图像区域特性差异及脉冲噪声强弱自适应地采用不同的滤波尺度. 文章比较了传统滤波器、已有的模糊滤波器和本文方法的结果. 实验表明本文方法具有更好的效果.

关键词: 直方图; 脉冲噪声; 模糊滤波器; 图像恢复

中图分类号: TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 07-1176-04

Histogram-Based Adaptive Filter for Removing Image Noise

WANG Bao-ping^{1,2}, FAN Jiur-lun³, XIE Wei-xin⁴, LIU Sheng-hu¹

(1. School of Electronics Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an, Shaanxi 710065, China;
2. School of Electronics Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;
3. Department of Information and Control, Xi'an Institute of Post and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710061, China;
4. Institute of Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: The performance of the existing filters will badly deteriorate in removing additive impulse noise, such as Gauss impulse noise and long-tailed impulse noise. Therefore, a new method for image restoration is presented in this paper. The new method can be used to estimate histogram of original image through input image, and gets a membership through this histogram by using fuzzy set theory, then establishes a weighted fuzzy mean filter through this membership. The new method effectually utilizes the prior knowledge of the original image, and can adaptively adopt different filter scale in the light of character divergence of image region and intensity of impulsive noise. The performance of the new method is compared with conventional filters and available fuzzy filters. Experimental result shows that the performance of the new method is better.

Key words: histogram; impulsive noise; fuzzy filter; image restoration

1 引言

一幅图像受到脉冲噪声干扰时, 会在图像上呈现一个暗点和亮点, 严重影响图像的质量. 滤除它们是图像处理中的一个重要任务. 但由于脉冲噪声本身具有随机性、突变性和量值大的特点, 往往不易滤除. 研究表明^[1], 在滤除脉冲噪声方面, 传统方法^[2~4]的滤噪效果不佳, 特别是当信噪比较小时, 其性能会很快变坏. 因此有必要寻求新的理论和建立新的模型来对其进行处理. 近年来, 基于模糊集理论而研发的滤波器相继出现, 其性能优于传统的滤波器. 其中有代表性的是, Wang 和 Liu^[5]提出的一种基于直方图的模糊滤波器 hf, 该滤波器能通过被污染的图像估计出原图像的直方图, 进而从该直方图提取几个反映其局部统计特性的模糊隶属度函数, 并以这些隶属度函数构建一个模糊加权平均滤波器. 该滤波器的最大优点是通过模糊隶属度函数的引入, 在滤波时利用了

原图像的先验知识, 使滤噪过程具有了一定的目的性. 然而仔细分析 hf 滤波器也有许多不足之处: (1) 直方图的估计结果和原直方图偏差较大. (2) 模糊加权策略有缺陷. (3) 不具有自适应滤波的性能. 考虑到上述不足, 我们已在文献[6]中针对高斯脉冲噪声, 提出了一种高斯脉冲噪声滤波器, 取得了较好的滤噪效果.

本文针对拖尾脉冲噪声去除问题, 提出了一种基于直方图的自适应模糊加权平均滤波器 ahwfm. 该方法首先给出了一种更加有效的直方图恢复方法. 其次, 根据直方图的分布特点, 利用加权方法提取相应的隶属度函数, 使其隶属度函数的选取更加理想, 更加符合图像灰度分布的统计规律. 再次, 在模糊加权平均滤波器中采用了新的加权策略. 同时它可以根据图像区域特性差异及噪声强弱自动的调节滤波尺度来达到自适应滤波的目的.

2 原图像直方图的估计及模糊参数的获取

2.1 原图像直方图的估计

本文论述的是加性脉冲噪声的去除问题,此类噪声有时称为钉状噪声或拖尾噪声,其理论模型如下^[7]:

$$x(i, j) = \begin{cases} s(i, j) + |b| m, & \text{以概率 } p/2 \\ s(i, j) - |b| m, & \text{以概率 } p/2 \\ s(i, j), & \text{以概率 } (1 - p) \end{cases} \quad (1)$$

其中 $s(i, j)$ 是原图像在 (i, j) 处的灰度值, $x(i, j)$ 是被污染图像在 (i, j) 处的灰度值, m 是图像背景信号的平均值, $n = |b| m$ ($|b| > 1$) 是脉冲噪声平均值,取 n 为 200,噪声发生概率 $p \in [0, 1]$,该模型和实际噪声差别很小.为叙述方便不妨设输入图像灰度级为 256,并将该灰度级分成三个区间段: $0 \sim 255 - n$; $255 - n \sim n$; $n \sim 255$. 则依据式(1)我们设计的直方图估计方法如下.

(1) 噪声污染的概率

求出输入图像总的象素个数 N 和灰度值 $x(i, j) = 0$ 或 $x(i, j) = 255$ 的象素总数 M , 令 $p = M/N$, 用它来估计噪声发生的概率 p .

(2) 恢复 $0 \leq s(i, j) \leq (255 - n)$ 间象素的直方图

用 $h_0(g)$ 表示原图像直方图函数的估计值在灰度值 g 处的值, $h(g)$ 表示被污染图像直方图函数在灰度值 g 处的值.若灰度值处于此区间,则根据式(1)可知,对于某个灰度值 $s(i, j) = g$,它将以 $p/2$ 的概率变为 $(g - n)$,以 $p/2$ 的概率变为 $(g + n)$,这两种情况下,其灰度值均变为其它灰度值,但灰度值为 $(g + n)$ 的另一个象素被污染时,其灰度值将以 $p/2$ 的概率变为 g .据此有

$$h(g) = h_0(g) - (p/2) \times h_0(g) - (p/2) \times h_0(g) \\ \text{即: } h(g) = h_0(g) - p \times h_0(g) + (p/2) \times h_0(g + n) \quad (2)$$

其中 $0 \leq g \leq (255 - n)$.

(3) 恢复 $(255 - n) \leq s(i, j) \leq n$ 间象素的直方图

若灰度值处于此区间,则根据式(1)可知,对于某个灰度值 $s(i, j) = g$,被污染时,以 $p/2$ 的概率等于 0,以 $p/2$ 的概率等于 255,以 $(1 - p)$ 概率保持不变.则,

$$h(g) = h_0(g) - (p/2) \times h_0(g) - (p/2) \times h_0(g) \\ \text{即: } h(g) = h_0(g) \times (1 - p) \quad (3)$$

(4) 恢复处于 $n \leq s(i, j) \leq 255$ 间象素的直方图

该区间的情况和式(2)区间的情况相同,因此可得

$$h(n + g) = h_0(n + g) - p \times h_0(n + g) + (p/2) \times h_0(g) \quad (4)$$

由式(4)和式(2)可得如下两式:

$$h_0(g) = \frac{(1 - p) \times h(g) - (p/2) \times h(n + g)}{1 - 2 \times p - (3/4) \times p^2} \quad (5)$$

$$h_0(n + g) = \frac{(1 - p) \times h(n + g) - (p/2) \times h(g)}{1 - 2 \times p - (3/4) \times p^2} \quad (6)$$

通过式(3)、(5)和(6)三式,就可以估计出原图像的直方图.

图 1~3 所示当噪声发生的概率为 0.6 时, lena 图像直方图的估计情况,图 1 是原图像的直方图,图 2 是被污染的图像用本文的方法估计的直方图,图 3 是在同样情况下,用 hlf 滤波器的方法估计的直方图.可看出图 1 和图 2 形状相似,量值近乎

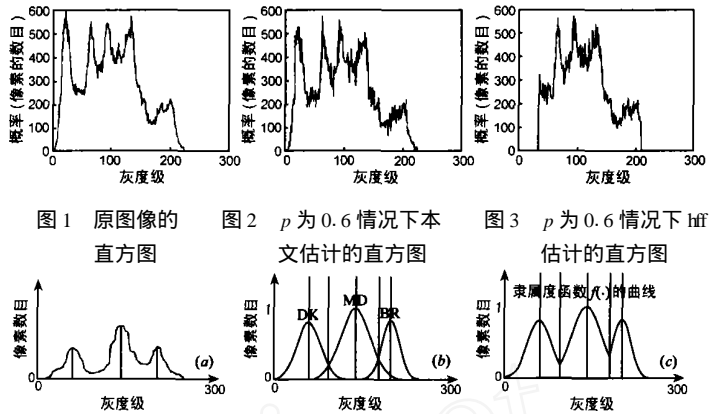


图 1 原图像的直方图 图 2 p 为 0.6 情况下本文估计的直方图 图 3 p 为 0.6 情况下 hlf 估计的直方图

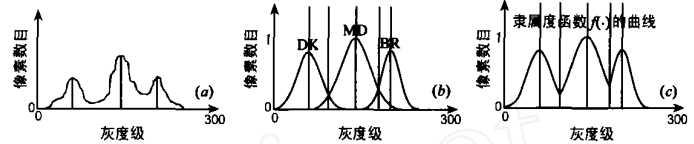


图 4

相等,图 1 和图 3 相差较大,可见我们的估计方法是有效的.

2.2 直方图的模糊描述和模糊参数的获得

图 4(a) 为某一原图像直方图函数的估计值,以其灰度级为论域,可建立一些模糊子集,并在每一个模糊子集上定义一个隶属度函数来描述其模糊属性.隶属度函数值反映某象素隶属于某个子集的程度.实验时,首先将直方图分为几个长度相等的部分,并在其上建立几个模糊子集.假定分为 3 个长度相等的部分,本文以 3 个部分为例说明模糊参数的提取过程,其它情况与之类似.称 3 个部分分别为暗区(DK)、中区(MK)、亮区(BK),如图 4(b)所示.根据大部分图像直方图形状特点,笔者认为采用高斯曲线型的隶属度函数比较恰当,其数学表达式为

$$f(x) = \exp\{- (x - \mu)^2 / 2 \sigma^2\} \quad (7)$$

下面说明隶属度函数中参数 (μ_1, σ_1) , (μ_2, σ_2) 和 (μ_3, σ_3) 的选取,设 $h_0(g)$ 代表某原图像直方图函数的估计值,则可定义 3 个部分的质心分别为

$$C_{DK} = \frac{\int_{g_{DK}} g \times h_0(g)}{\int_{g_{DK}} h_0(g)}, C_{MK} = \frac{\int_{g_{MK}} g \times h_0(g)}{\int_{g_{MK}} h_0(g)}, C_{BK} = \frac{\int_{g_{BK}} g \times h_0(g)}{\int_{g_{BK}} h_0(g)}$$

有了这些准备,就可以确定隶属度函数中的参数,也就是确定 3 个部分的隶属度函数的形状,显然,其形状和直方图的形状越相似越理想.

(1) 一般来说质心的周围象素分布比较密集,且对称性较好,据此,取 $\mu_1 = C_{DK}$,利用高斯函数的统计特点取 $\sigma_1 = (\mu_1)/3$.

(2) 同理,取 $\mu_3 = C_{BK}$, $\sigma_3 = (255 - \mu_3)/3$.

(3) 取 $\mu_2 = C_{MK}$,在 μ_1 和 μ_3 间求出使 $h_0(g)$ 最小的 g_{min} , 令 $\sigma_2 = |\mu_2 - g_{min}|/3$.

(4) 对 3 个部分的隶属度函数进行加权处理.具体做法是,求出 $h_0(\mu_1)$, $h_0(\mu_2)$ 和 $h_0(\mu_3)$ 中的最大值 h_{max} ,并用其对 3 个部分的隶属度函数进行加权处理,可得其隶属度函数的表达式如下:

$$f_{DK}(x) = (h_0(\mu_1) / h_{max}) \exp\{- (x - \mu_1)^2 / 2 \sigma_1^2\} \quad (8)$$

$$f_{MK}(x) = (h_0(\mu_2) / h_{max}) \exp\{- (x - \mu_2)^2 / 2 \sigma_2^2\} \quad (9)$$

$$f_{BK}(x) = (h_0(\mu_3) / h_{max}) \exp\{- (x - \mu_3)^2 / 2 \sigma_3^2\} \quad (10)$$

上面 3 式的隶属度函数曲线分别如图 4(b)所示,可以看出,中区的隶属度函数值较大,而其他两个则较小,这恰好符合该图像直方图的整体分布.

(5) 将 3 个模糊集合并为一个新的模糊集, 图 4(c) 表示合并后总的隶属度函数曲线, 其隶属度函数用 $f(\cdot)$ 表示.

值得指出的是, 模糊子集的选取个数应依据直方图的形状. 如为单峰, 则模糊子集的个数取 1, 如为双峰, 则取 2, 如为多峰则取 3 或大于 3, 原则上是, 对于直方图是多峰的情况, 模糊子集选取的越多, 图像恢复的效果越好.

3 区域信息的提取

一幅图像中, 有些区域比较平滑, 有些区域比较尖锐, 比如图像的边缘和一些灰度值突变点. 我们认为, 一种好的图像恢复方法应该针对不同的区域采用不同的滤波尺度. 为此, 应该首先检测出每个像素点灰度值变化的特征. 具体的做法如下:

3.1 去除那些污染严重的像素点.

对被污染后的图像 $X = [x(i, j)]_{N_1 \times N_2}$, 如果 $x(i, j) > T$ 或 $x(i, j) < 255 - T$, 则认为该像素点属于污染严重区域, 该点可能为噪声点, 去除之, 令 $x(i, j) = 0$, 其中 T 是一个阈值参数, 本文取其值为 15. 这样得到一个新的图像 $X = [\hat{x}(i, j)]_{N_1 \times N_2}$.

3.2 判断各个像素点的灰度变化特征.

在邻域 $R_k = \{|(m, n)|, |m - i| \leq L, |n - j| \leq L\}$ 中, L 是邻域长度一半, 过中心点 (i, j) , 以方向 k 将该邻域分成两半 S_{k1} 和 S_{k2} , 其中 $0 \leq k < 180^\circ$ ($k = 1, 2, \dots$).

记 $R = \max_k |f_{S_{k1}} - f_{S_{k2}}|$, ($k = 1, 2, \dots$) (11)

其中 $f_{S_{k1}} = \frac{1}{|S_{k1}|} \sum_{(m,n) \in S_{k1}} \hat{x}(m, n)$, $f_{S_{k2}} = \frac{1}{|S_{k2}|} \sum_{(m,n) \in S_{k2}} \hat{x}(m, n)$, 若 (i, j) 点是一个灰度值突变点或处于图像的边缘, R 值较大; 若当前点处于平滑区, R 值较小^[8]. 因此 R 值的大小反映了各个像素点周围灰度变化特征.

4 基于直方图的自适应图像去噪滤波器 (ahwfm)

$X = [x(i, j)]_{N_1 \times N_2}$ 表示输入图像, $W_m(i, j)$ 代表像素中心在 (i, j) 大小为 $m \times m$ 的一个窗口, 如 $m = 3$ 时

$$W_m(i, j) = \begin{bmatrix} x(i-1, j-1) & x(i-1, j) & x(i-1, j+1) \\ x(i, j-1) & x(i, j) & x(i, j+1) \\ x(i+1, j-1) & x(i+1, j) & x(i+1, j+1) \end{bmatrix} \quad (12)$$

令 $Y = [y(i, j)]_{N_1 \times N_2}$ 表示滤波后的输出图像, ahwfm(\cdot) 表示新的滤波器的函数, 则

$$y(i, j) = \text{ahwfm}(W_m(i, j)) \quad (13)$$

该滤波器的具体实现步骤如下:

(1) 在输入图像的灰度值矩阵中取一个大小为 3×3 的窗口作为滤波窗口, 在其中找灰度最大值 x_{\max} 和最小值 x_{\min} , 如 $x(m, n) > x_{\min} + T$ 或 $x(m, n) < x_{\max} - T$, 则丢弃之, 令 $x(m, n) = 0$. 此处 T 表示阈值.

进行上述操作的目的是为了排除窗口中的噪声点, T 值越大, 窗口中的像素被丢弃的越多, 被污染的像素点被排除的概率越大, 然而, 未被污染的像素点被排除的概率也越大, 由此产生了一对矛盾. 如何合理选取 T 就显得尤为重要, 本文采用了一种自适应的方法来选取 T , 因而也就达到了自适应

滤波的目的.

$$T = \frac{(p - p_{\min})}{p_{\max} - p_{\min}} + \frac{(R - R_{\min})}{R_{\max} - R_{\min}} \quad (14)$$

其中 p 表示噪声发生的概率, R 已定义过, 其大小反映 (i, j) 点周围的象素点灰度值变化的特征. 是实验常数, 取为 30.

(2) 如果在该窗口中的所有象素均被丢弃, 令 $m = 5$. 即取一个大小为 5×5 的窗口, 回到步骤 (1).

(3) 计算未被丢弃象素灰度值的模糊加权平均值

$$AVG = \frac{\sum_{k=-\frac{m-1}{2}}^{\frac{m-1}{2}} \sum_{l=-\frac{m-1}{2}}^{\frac{m-1}{2}} f(x(i+k, j+l)) \cdot x(i+k, j+l)}{\sum_{k=-\frac{m-1}{2}}^{\frac{m-1}{2}} \sum_{l=-\frac{m-1}{2}}^{\frac{m-1}{2}} f(x(i+k, j+l))} \quad (15)$$

(4) 如果 $m = 5$ 时, 在窗口中的 25 个象素均被丢弃, 则用相邻四个滤波器输出值的平均作为 AVG.

(5) 如果 $|AVG - y(i, j)| > 20$, 则 $y(i, j) = AVG$, 否则, $y(i, j) = x(i, j)$, 这一步是为了保留图像的细节.

从文献[5]可知, hf 滤波器的模糊加权策略是用三个隶属度函数 f_{DK} , f_{MK} 和 f_{BK} 分别对滤波窗口中的象素求出一个加权平均值, 然后用最大似然估计法加以判断, 确定滤波器的最终输出值是它们三个中的那一个. 如此处理有它的优点, 可以滤除一部分脉冲噪声, 图像恢复的效果有较大的提高, 但可能会导致三个平均值中的任一个都不是理想输出值的情况, 因为它会损失隶属度函数交叉部分的信息. 另外, hf 滤波器估计的直方图函数在 0 附近和 255 附近的值为零, 这会损失此区域内直方图蕴涵的信息, 这也会影响图像恢复的最终效果. 而本文的算法则较好地解决了这些问题.

5 实验结果及分析

为了说明本文算法的有效性, 我们进行了大量的仿真实验, 现以几幅图像为例进行说明和分析.

实验 1 利用被污染的 lena 图像作为输入, lena 图像的大小为 256×256 、灰度级为 256, 用标准均方差 (NMSE) 和峰值信噪比 (PSNR) 作为评价的客观准则. 分别对标准中值 (median) 滤波器, mmem^[3] 滤波器, hf 滤波器和本文提出的 ahwfm 滤波器进行了比较. 实验结果如图 5、图 6 和图 7 所示. 实验 2 和 3 分别用同样大小和灰度级的 camera 和 bridge 图像为输入, 结果如图 8 和图 9 所示. 从实验中得到如下的一些结论:

(1) 传统的滤波器, 比如 median 滤波器和 mmem 滤波器, 不适合噪声比较强的情况, 特别是当噪声发生的概率超过 0.3 时, 滤波的效果急剧下降.

(2) ahwfm 滤波器和 hf 滤波器比较相似, hf 滤波器和传

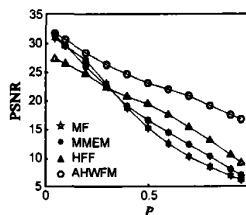


图 5 峰值信噪比 (PSNR) 随 p 的变化

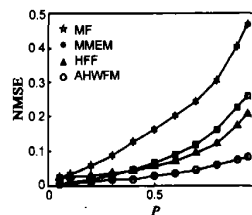


图 6 标准均方差 (NMSE) 随 p 变化

统的滤波器相比有一定的优势,比如,抗噪性能好,能同时去除影响图像质量的亮点和暗点等。

而 ahwfm 滤波器除了具有这些优点外,它还表现出对噪

声的适应性更强更稳定的特点。

(3) 不论图像的直方图是单峰、双峰及多峰, ahwfm 滤波器均取得了较好的效果。



图 7 输入是 lena 图像,被污染概率 $p = 0.5$ 时,不同的滤波器恢复的效果比较。



图 8 输入是 camera,被污染概率 $p = 0.5$ 时,不同的滤波器恢复的效果比较。

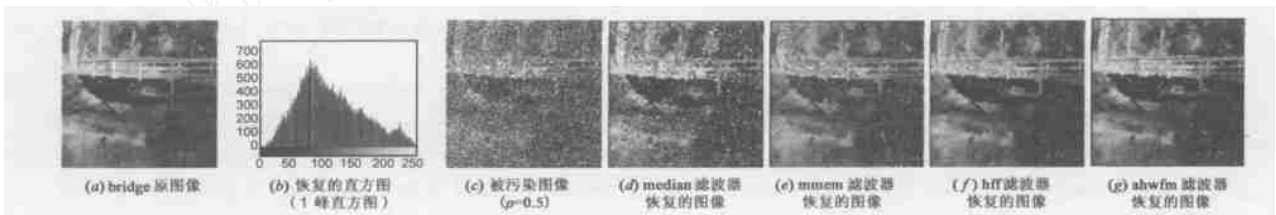


图 9 输入是 bridge,被污染概率 $p = 0.5$ 时,不同的滤波器恢复的效果比较。

6 结论

本文通过模糊理论的引入,在图像滤波中,充分利用了原图像的先验知识及噪声的特性信息,使图像的滤波过程具有了一定的目的性。仿真实验表明了本文方法的有效性。

参考文献:

- [1] C S Lee, Y H, Kuo, P T Yu. Weighted fuzzy mean filters for image processing[J]. Fuzzy Sets Syst, 1997, 89(2): 157 - 180.
- [2] J H Wang, L D Lin. An improved median filter using minmax algorithm for image processing Electron[J]. Lett, 1997, 33(16): 1362 - 1363.
- [3] W Y Han, J C Lin. Minimum maximum exclusive mean (MMEM) filter to remove impulse noise from highly corrupted image[J]. Electron Lett, 1997, 33(2): 124 - 125.
- [4] K C Lee, H J Song, K H Sohn. Detection-estimation based approach for impulsive noise removal[J]. Electron Lett, 1998, 34(5): 449 - 450.
- [5] J H Wang, W J Liu. Histogram-based fuzzy filter for image restoration [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern-part B, 2002, SMC-32(2): 230 - 238.
- [6] 王保平,范九伦,谢维信,辛云宏. 基于直方图的自适应高斯噪声滤波器[J]. 系统工程与电子技术. 2004, 26(1): 1 - 4.
- [7] I Pitas, A N Venetsanopoulos. Nonlinear mean filters in image processing[J]. IEEE Trans Acoust, Speech, Signal Processing, 1986, ASSP-34(3): 573 - 584.

- [8] 杨焯. 基于图像信息测度的多尺度边缘检测方法研究[D]. 西安:西安交通大学,1998.

作者简介:



王保平 男,1964 年生于陕西西安,1993 年在湖北大学获得硕士学位,现为西安电子科技大学信号和信息处理专业的博士研究生,主要研究方向为模糊信息处理,模式识别和图象处理。



范九伦 男,1964 生于陕西西安,博士后,西安邮电学院教授,西安电子科技大学博士生导师,主要研究兴趣为不确定性推理,模糊模式识别和图象处理,智能信息处理。

谢维信 男,1941 年生于广东花县,深圳大学校长,博士生导师,主要研究方向为模糊集理论,模糊信息处理,智能信息处理,模式识别。