

清除椒盐噪声的局部 L_1 去噪保边方法

阮正旺 张建州 张亮

(四川大学计算机学院, 成都 610065)

摘要 中值滤波在去除椒盐噪声领域应用非常广泛。但是中值滤波去除椒盐噪声时有其固有缺点,比如说中值滤波并不能很好地保持边缘以及图像中的大量细节信息,所以中值滤波在对边缘和细节要求严格的情况下并不能带来很好的处理效果。为此,提出一种去除椒盐噪声并保持边缘的新方法,力图解决中值滤波在去除椒盐噪声时的问题。该方法是基于统计的跳变回归方法的改进型,并将能量函数由 L_2 改为 L_1 。实验结果证明,这种方法不但能有效地滤除椒盐噪声,而且能够很好地保持边缘。

关键词 椒盐噪声 中值滤波 统计跳变回归分析 保持边缘 L_1

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)06-867-06

L_1 Based Local Edge-Preserving Salt-and-Pepper Denoising

RUAN Zhengwang, ZHANG Jianzhou, ZHANG Liang

(College of Computer, Sichuan University, Chengdu 610065)

Abstract Median filter is widely used to denoise salt-and-pepper noise in image processing. But median filter can not preserving edges and most details of images, so median filter is not able to produce a satisfying result especially when edges and details are strictly requested to preserve. This paper introduces a new method for denoising salt-and-pepper noise with edge-preserving to resolve the problems existing in median filter. This method is a modified model of Statistical Jump Regression Analysis, and also modifies the energy function from L_2 to L_1 . The experiment shows that this method can powerfully denoise salt-and-pepper noise with good edge-preserving.

Keywords salt-and-pepper, median filter, statistical jump regression analysis, edge-preserving, L_1

0 引言

椒盐噪声是一种由摄像系统的物理缺陷或传输中的解码错误而生成的黑白相间的点噪声,其噪声特征是噪声点亮度与其邻域的亮度明显不同。由于硬件设备的物理缺陷以及传输过程中的解码错误很难避免,所以去除椒盐噪声在图像处理领域是很重要的。

在传统的去除椒盐噪声的方法中,中值滤波不仅能减少脉冲噪声对图像的影响,同时还能保留一些图像边缘和纹理等细节信息,不足的地方就是边

缘易产生移位,纹理细节不太清晰。一些中值滤波方法的改进型虽然确实能够取得一定的保边效果,不过对于包含点、线、尖角细节较多的复杂图像,仍然不能取得令人满意的效果^[1-4]。

在去除高斯噪声领域,基于统计的跳变回归方法(JRA)是一种很好的方法,它的主要优势在于不但能较其他传统方法更有力地去噪声,并且通过跳变检测能很好地保持边缘^[5-6]。但是JRA在去除椒盐噪声时,虽然能够很好地保持边缘,但去噪的效果并不好。

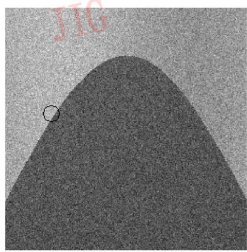
中值滤波是基于 L_1 (绝对值距离) 优化计算出来的(点估计),能有效地去除椒盐噪声;而JRA是

基于 L_2 (平方距离) 的, 有很好的保边效果。由于 L_1 比 L_2 更稳健 (对奇异值不敏感), 所以在 JRA 的基础上进一步改进, 并把 JRA 的能量函数由 L_2 改为 L_1 , 提出局部 L_1 去噪保边方法 (LEP), 该方法不但能有效地去除高斯噪声, 而且也能有效地去除椒盐噪声, 并且能更有效地保持边缘^[7]。

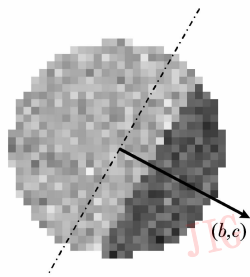
1 边缘保持的统计跳变回归方法 (JRA)

JRA 是对传统的基于统计的线性平滑方法 (基于 L_2) 的改进。基于统计的线性平滑方法应用非常广泛, 它的主要优点是能有效去除噪声, 缺点是对边缘保持不好, 处理后的图像变得模糊。为了克服这个缺点, JRA 在线性平滑的基础上加入了保边的功能, 使 JRA 不但能有效去除噪声, 而且能够很好地保持边缘, 处理后的图像比较清晰。基于统计的线性平滑的能量函数如下:

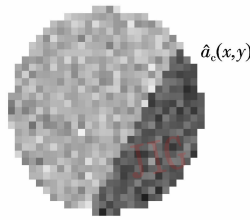
$$\begin{aligned} & (\hat{a}_c(x, y), \hat{a}_{c,x}(x, y), \hat{a}_{c,y}(x, y)) = \\ & \arg \min_{a,b,c} \sum_{i=1}^n (Z_i - a - b(X_i - x) - \\ & c(Y_i - y))^2 K_B((X_i - x), (Y_i - y)) \end{aligned} \quad (1)$$



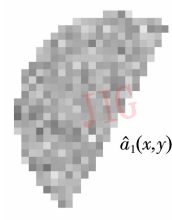
(a) 选择局部邻域



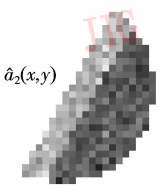
(b) 用切线划分局部邻域



(c) d_c



(d) d_1



(e) d_2

图 1 在有边缘情况下的局部区域划分示意图

Fig. 1 Segmentation of local district containing edge

1.2 JRA 估计值的拟合

根据式(1)和式(2)就可以求出 3 个对 a 的估计值 $\hat{a}_c(x, y)$, $\hat{a}_1(x, y)$ 和 $\hat{a}_2(x, y)$, 具体的求解方法可参见文献[2]。需要指出的是, 在式(1)和式(2)中需要选择合适的矩阵 B 。本文所选取的矩阵 B 是一个对角矩阵, 更为特殊的是对角元素是相等的且为所选局部窗口的半径大小 h , 相关的解释可参见文献[5]。

1.1 JRA 概述

Qiu 在基于统计的线性平滑的基础上加入跳变检测来保持边缘^[2], 这就是 JRA 方法。它的主要思想为在有边缘出现的局部邻域中, 按边缘的切线方向将该邻域划分为 d_1 和 d_2 两个半圆形区域, 然后再在其中的一个区域计算估计值来作拟合; 如果局部邻域中没有边缘, 则用整个邻域 d_c 的估计值来作拟合。JRA 的能量函数如下:

$$\begin{aligned} & (\hat{a}_j(x, y), \hat{a}_{j,x}(x, y), \hat{a}_{j,y}(x, y)) = \\ & \arg \min_{a,b,c} \sum_{i=1}^n (Z_i - a - b(X_i - x) - \\ & c(Y_i - y))^2 K_B^{(j)}((X_i - x), (Y_i - y)) \end{aligned} \quad (2)$$

运用式(1)求出 a, b, c , 并根据 b, c 求出梯度方向, 然后再根据与该梯度垂直的方向将由 (x, y) 确定的局部邻域划分为 d_1 和 d_2 , 而式(2)中的 $j=1, 2$ 表示在这两个区域中分别计算估计值 (图 1)。其中 $K_B(x, y) = \frac{1}{|B|} K(B^{-1} \times (x, y)^T)$, B 是 2×2 的全局带宽矩阵。 $K(x, y)$ 是放射状对称的 2 维核函数, 在本文中用 2 维高斯密度函数代替。

$$K(x, y) = \begin{cases} \frac{\exp(-(x^2 + y^2)/2) - \exp(-0.5)}{2\pi - 3\pi \exp(-0.5)} & x^2 + y^2 \leq 1 \\ 0 & x^2 + y^2 > 1 \end{cases}$$

然而在实际问题中, 边界所在的位置通常是不知道的, 所以需要从 a 的 3 个估计值中选出一个来表示当前点。JRA 用带权均方误差 (WRMS) 来选择最佳估计值, WRMS 的表达式为

$$\begin{aligned} WRMS_c(x, y) = & \frac{1}{\sum_i K_B(i)} \sum_i [Z_i - \hat{a}_c(x, y) - \\ & \hat{a}_{c,x}(x, y)(X_i - x) - \\ & \hat{a}_{c,y}(x, y)(Y_i - y)]^2 K_B(i) \end{aligned} \quad (3)$$

$$WRMS_j(x, y) = \frac{1}{\sum_i K_B^{(j)}(i)} \sum_i [Z_i - \hat{a}_j(x, y) - \hat{a}_{j,x}(x, y)(X_i - x) - \hat{a}_{j,y}(x, y)(Y_i - y)]^2 K_B^{(j)}(i) \quad (4)$$

根据以上两式就可以求得分别对应 d_c, d_1 和 d_2 的带权均方误差 $WRMS_c(x, y)$, $WRMS_1(x, y)$ 和 $WRMS_2(x, y)$ 。再用如下判别法则选出当前点的最佳估计值

$$\hat{m}(x, y) = \begin{cases} \hat{a}_c(x, y) & \text{diff}(x, y) \leq u \\ \hat{a}_1(x, y) & \text{diff}(x, y) > u \text{ 且} \\ & WRMS_1(x, y) < WRMS_2(x, y) \\ \hat{a}_2(x, y) & \text{diff}(x, y) > u \text{ 且} \\ & WRMS_1(x, y) > WRMS_2(x, y) \\ [\hat{a}_1(x, y) + \hat{a}_2(x, y)]/2 & \text{diff}(x, y) > u \text{ 且} \\ & WRMS_1(x, y) = WRMS_2(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

式中, u 为域值,

$$\text{diff}(x, y) = \max \{ WRMS_c(x, y) - WRMS_1(x, y), WRMS_c(x, y) - WRMS_2(x, y) \}$$

JRA 不仅能有效去除高斯噪声, 并且具有非常好的保边特性。在文献[5]中, Qiu 对传统的中值滤波、双边滤波、马尔可夫随机场、小波和 JRA 进行了详细的比较。

2 局部 L_1 去噪保边方法 (LEP)

LEP 是在 JRA 方法上的进一步改进。JRA 是基

$$\begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} & \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - x)K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} & \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - y)K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} \\ \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - x)K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} & \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - x)^2 K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} & \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - x)(Y_i - y)K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} \\ \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - y)K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} & \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - x)(Y_i - y)K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} & \sum_{i=1}^n \frac{(Y_i - y)^2 K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{Z_i K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} \\ \sum_{i=1}^n \frac{Z_i (X_i - x) K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} \\ \sum_{i=1}^n \frac{Z_i (Y_i - y) K_B(i)}{\sqrt{\Delta_i^2 + \varepsilon}} \end{pmatrix} \quad (9)$$

在式(9)中, $\Delta_i = Z_i - a - b(X_i - x) - c(Y_i - y)$, $K_B(i) = K_B((X_i - x), (Y_i - y))$ 。很容易看出这样的方程组是很难求解的, 所以本文采用迭代法求解, 并选用 JRA 计算出来的 a, b, c 作为迭代的初始值。而在以后进行的第 $k + 1$ 次迭代中将用 $\Delta_{i,k}$ 替换式(9)中的 Δ_i , 且 $\Delta_{i,k} = Z_i - a_k - b_k(X_i - x) - c_k(Y_i - y)$, 其中 a_k, b_k, c_k 为在第 k 次迭代中由式(6)或式(7)计算出来的 a, b, c 。迭代结束的条件为: ①当 $\sqrt{(a_k - a_{k-1})^2 + (b_k - b_{k-1})^2 + (c_k - c_{k-1})^2} \leq \xi$ 时, ξ 为一事先设定的全局参数; 或②当已进行的迭代的次数 $m > M$ 且条件①仍然没有得到满足时, M 为一事先设定的全局参数。在这里需要提醒的是, 对全

于 L_2 的, 能有效保边, 而中值滤波是基于点的 L_1 方法, 能带来很好的去噪效果, 所以 LEP 的改进就是将 JRA 的能量函数改为 L_1 。LEP 的能量函数如下:

$$(\hat{a}_c(x, y), \hat{a}_{c,x}(x, y), \hat{a}_{c,y}(x, y)) = \arg \min_{a,b,c} \sum_{i=1}^n \sqrt{(Z_i - a - b(X_i - x) - c(Y_i - y))^2 + \varepsilon} \cdot K_B((X_i - x), (Y_i - y)) \quad (6)$$

$$(\hat{a}_j(x, y), \hat{a}_{j,x}(x, y), \hat{a}_{j,y}(x, y)) = \arg \min_{a,b,c} \sum_{i=1}^n \sqrt{(Z_i - a - b(X_i - x) - c(Y_i - y))^2 + \varepsilon} \cdot K_B^{(j)}((X_i - x), (Y_i - y)) \quad (7)$$

LEP 的式(6)和式(7)分别对应 JRA 中的式(1)、式(2), 其中各参数的定义可参照 JRA 中的描述。稍有不同的是 ε 是一个全局参数, 并表示当用 $\sqrt{(Z_i - a - b(X_i - x) - c(Y_i - y))^2}$ 来代替 $|Z_i - a - b(X_i - x) - c(Y_i - y)|$ 时所产生的误差。所幸的是, 对 ε 的设定相当简单, 只需将它设置为一个很小的值即可, 如 0.01, 实验结果表明, 它不会对结果产生太大影响。

2.1 LEP 能量函数求解

对式(6)和式(7)可以构造下式求解:

$$f(a, b, c) = \sum_{i=1}^n \sqrt{(Z_i - a - b(X_i - x) - c(Y_i - y))^2 + \varepsilon} \cdot K_B((X_i - x), (Y_i - y)) \quad (8)$$

要求 $f(a, b, c)$ 的最小值, 且知道在最小值处有

$$\frac{\partial f}{\partial a} = 0, \frac{\partial f}{\partial b} = 0, \frac{\partial f}{\partial c} = 0, \text{ 联立可得方程组:}$$

局参数 ξ 和 M 的选取会影响到最终的计算结果,可以把 ξ 设为一个较小的值和把 M 设为一个较大的值来增加迭代次数,这样可以提高计算精度。

2.2 LEP 计算步骤与拟合

JRA 处理后的图像中能显示出非常好的保边性能,为了获得相同保边效果,LEP 依然沿用式(5)来作拟合,只不过公式中要用到的估计值和 $WRMS$ 要用 LEP 相应的计算值来替换。作为一个总述,对当前点给出如下的计算步骤:

1) 用 JRA 求解出迭代初始值 a, b, c 。

2) 根据 b, c 计算梯度,并用与该梯度垂直的方向将该局部邻域 d_c 分为两个局部邻域 d_1 和 d_2 。

3) 在 d_1 和 d_2 两个邻域中用式(2)解出 $\hat{a}_1(x, y)$ 和 $\hat{a}_2(x, y)$ 。

4) 在 d_c, d_1 和 d_2 中分别计算 $WRMS_c(x, y)$, $WRMS_1(x, y)$ 和 $WRM_2(x, y)$ 。并运用式(4)的判断来决定是在 d_c, d_1 还是 d_2 来进行第 5) 步的运算。

5) 在第 4) 步选取的区域中调用式(6)或式(7)进行计算,从而得到当前点的估计值 v 。

6) 如果 v 满足 $|v - M_1| < d$ 或 $|v - M_2| < d$, 则用中值滤波来估计当前点的值。反之,则用 v 做当前点的估计值。其中 M_1 和 M_2 为灰度级的最大值和最小值, d 为事先设定的阈值。

之所以要采用第 6) 步的原因是当窗口较小而不能完全滤除椒盐噪声或迭代产生误差时,可以用中值滤波来代替,从而进一步提高去噪效果。 d 的取值会对实验的结果产生一定影响: d 越大,那么由中值滤波替代的点就越多,会造成图像的模糊,如果太小,则在小窗口时可能有少数不能滤除的噪声点。

3 实验

实验先对原图添加 10%, 20%, 30% 和 40% 的椒盐噪声,然后再用中值滤波和 LEP 分别对噪声图像进行处理,对比处理后图像的峰值信噪比和边缘保持效果来进行。实验中的全局参数 u 为 1, d 为 70。

实验所选取的局部区域半径大小为 $h = 2$ 和 $h = 3$ 两种情况。实验所选择的 5 幅图像中, Lena, camerer 和 peppers 包含了大量的边界和纹理信息,而 sun 结构相对简单,较适于中值滤波进行处理。实验的峰值信噪比对比结果如表 1 所示。

表 1 中值滤波与局部 L_1 方法的峰值信噪比对比

Tab. 1 PNSR of median filter and L_1

椒盐噪声	h	方法	Lena	camerer	peppers	sun
10%	2	M	27.523 1	23.613 0	24.58 36	34.670 8
		L	31.371 0	26.260 7	25.588 5	36.863 1
	3	M	26.082 2	22.379 1	23.494 6	32.913 5
		L	27.721 9	23.702 4	24.136 6	32.005 9
20%	2	M	26.980 2	23.222 8	24.468 8	31.115 3
		L	30.050 5	25.445 2	25.564 0	32.632 5
	3	M	25.739 3	22.191 9	23.266 7	31.193 5
		L	26.631 0	23.169 5	23.658 9	29.934 2
30%	2	M	26.197 4	22.753 2	24.072 0	29.339 4
		L	28.604 7	24.581 8	25.069 1	30.367 6
	3	M	25.398 9	21.960 3	23.061 3	29.498 4
		L	25.220 0	22.334 8	22.869 4	27.571 5
40%	2	M	25.128 2	21.886 5	23.173 5	28.499 6
		L	26.836 0	23.283 4	24.196 7	29.114 2
	3	M	24.735 4	21.487 3	22.565 3	28.240 5
		L	23.595 9	21.182 4	21.851 0	25.026 8

注: M 为中值滤波, L 为 LEP

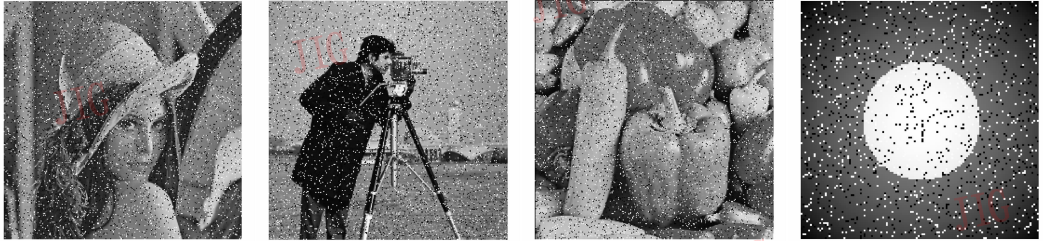
通常均方误差越低,信噪比越高,图像去噪效果越好,去噪后的图像质量越高。从表 1 可以看出,在椒盐噪声取 10%, 20%, 30% 和 40% 的 4 种情况下经 LEP 处理后的图像,最高峰值信噪比都要高过中值滤波,这说明 LEP 有更强的去除椒盐噪声的能力。以取 40% 椒盐噪声的 Lena 图像为例,中值滤波和 LEP 的最佳情况都出现在 h 取 2 的情况,这时 LEP 的峰值信噪比要好于中值滤波。从图 2 中也可以看出,LEP 对边缘和细节的保持都要优于中值滤波。

4 结论

以上实验结果表明,LEP 不但能很好地去除自然图像中的椒盐噪声,而且能够更好地保持边缘和大量的细节信息。即使是在大噪声(如 40% 椒盐噪声)的情况下,无论是去噪能力,还是保持边缘和细节方面都要优于中值滤波。但是由于 LEP 是基于 JRA,并且是通过迭代法来计算最终结果,所以计算复杂度较高,耗费的时间也较多。



(a) 原图



(b) 10% 的椒盐噪声图像



(c) $\text{medfilter}(h=3)$



(d) $\text{LEP}(h=3)$



(e) $\text{medfilter}(h=2)$



(f) $\text{LEP}(h=2)$

图 2 自然图像处理效果对比
Fig. 2 The results for processing nature picture

参考文献 (References)

- [1] Wang Zhou, Zhang David. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images [J]. IEEE Transaction on Circuits System II, 1999, 46(1): 78-80.
- [2] Zhang Liang, Zhang Jianzhou. Segmentation of CT image of lung based on statistical jump regression analysis [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(12): 196-198. [张亮, 张建州. 基于统计跳变回归分析的肺部 CT 图像分割 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(12): 196-198.]
- [3] Zhang Heng, Lei Zhihui, Ding Xiaohua. An improved method of median filter [J]. Journal of Images and Graphics, 2004, 9(4): 408-411. [张恒, 雷志辉, 丁晓华. 一种改进的中值滤波算法 [J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(4): 408-411.]
- [4] Qin Peng, Ding Runtao. Ordering threshold switching median filter [J]. Journal of Images and Graphics, 2004, 9(4): 412-416. [秦鹏, 丁润涛. 一种基于排序阈值的开关中值滤波方法 [J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(4): 412-416.]
- [5] Gijbels I, Lambert A, Qiu Peihua. Edge-preserving image denoising and estimation of discontinuous surfaces [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(7): 1075-1087.
- [6] Qiu Peihua. Image Processing and Jump Regression Analysis [M]. New Jersey: John Wiley and Sons, 2005: 48-194.
- [7] Zhang Yuanpeng, Dong Hai, Zhou Wenling. Computer Pictures Processing Technology [M]. Beijing: Beijing University Publisher, 1996: 129-137. [张远鹏, 董海, 周文灵. 计算机图像处理技术基础 [M]. 北京: 北京大学出版社, 1996: 129-137.]