

# 一种基于模糊推理的噪声检测及自适应滤波方法

王培珍<sup>1)</sup> 黄永华<sup>1),2)</sup> 高尚义<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(安徽工业大学电气信息学院, 马鞍山 243002) <sup>2)</sup>(莆田学院电子信息工程系, 莆田 351100)

**摘要** 为了在去除图像噪声的同时最大程度地保持图像细节,提出了一种基于模糊推理的噪声检测及自适应滤波方法。该方法首先利用图像的局部统计信息(ROAD)和方向 Laplacian 差分,同时采用模糊推理的方法对噪声点进行检测;然后对可能的噪声点进行自适应的滤波处理,使非噪声点的原有灰度保持不变,以最大程度地保持图像的真实性;最后针对由图像中噪声分布不均产生的局部噪声密度较高和高的噪声图像而进行的模糊推理噪声检测可能引起的“误判点”,设计了一种改进的滤波方案用来对其进行修正。该方案采用迭代思想来重复进行噪声定位和滤波,每次滤波只滤除较大可能的噪声点,以最大限度减小图像的模糊。实验结果表明,该方案对于不同程度的噪声,经过适当地迭代均可取得良好的去噪效果。

**关键词** 模糊推理 噪声检测 自适应 去噪

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)11-2217-06

## A New Noise Detection and Adaptive Filter Method Based on Fuzzy Reasoning

WANG Pei-zhen<sup>1)</sup>, HUANG Yong-hua<sup>1),2)</sup>, GAO Shang-yi<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Electrical Engineering & Information, Anhui University of Technology, Maanshan 243002)

<sup>2)</sup>(Electronic Information and Engineering Department, Putian University, Putian 351100)

**Abstract** In order to preserve image fine details while de-noising, a new noise detection and adaptive filter method, which is based on fuzzy reasoning technique, was proposed. At first, according to the local statistic information ROAD(rank-order absolute differences) and orientational laplacian differences, the possible noises was detected with fuzzy reasoning technique. Then possible noise was filtered with an adaptive method, which can preserve details to a great extent by keeping uncontaminated pixels unchanged. Lastly, some possible error judged noise caused by local high noise intensity and high noise image were corrected with an improved filtering approach, in which relatively possible noise was located and filtered iteratively, each time only the most possible noise was filtered. Experimental results show that with appropriate iterative the proposed method is efficient for different noise intensities.

**Keywords** fuzzy reasoning, noise detection, adaptive, de-noising

## 1 引言

图像在采集和传输过程中,不可避免地会引入各种噪声,使得图像的质量下降。由于线性滤波器

在去除噪声的同时,严重地模糊了图像中的细节,因而对非线性滤波方法的研究受到普遍关注。标准的中值滤波是去除图像椒盐噪声较为理想,且简单的方式之一,但由于其在滤波过程中,将非噪声点与噪声点同等对待,从而造成了图像细节的模糊。同时,

基金项目:国家高技术研究发展计划(863)项目(2006AA10Z247)

收稿日期:2007-09-30;改回日期:2008-08-18

第一作者简介:王培珍(1966~),女。教授。2005年于合肥工业大学获博士学位。主要研究方向为图像处理与分析。

E-mail:pzhwang@ahut.edu.cn

随着噪声密度的增大,标准中值滤波的性能大大下降。近年来,一些学者采用模糊滤波<sup>[1]</sup>、开关控制<sup>[2]</sup>、自适应滤波<sup>[3]</sup>等方法改进了滤波器的性能,取得了良好的滤波效果,但由于在实际应用的时候有着各自的局限性,因此有进一步改进的余地。目前多数非线性自适应滤波方法<sup>[3]</sup>中不同的阈值会对滤波性能有一定的影响,需人为选取最优阈值,以取得最佳的滤波效果。基于极值中值的新型滤波算法(EM)<sup>[3]</sup>虽然能对图像中噪声点和非噪声点有所区分,但不可避免地会将灰度与周围像素相近,且又处于局部区域中的灰度最大或最小值点误判为噪声点,仍然会引起一定的模糊。因此,本文首先采用模糊推理技术来对可能的噪声点进行初步的判断,然后采用自适应噪声滤波方法进行滤波,最后针对局部噪声密度较高时,由模糊推理噪声检测引起的可能“误判点”做进一步修正性处理。通过对椒盐噪声进行滤除的实验结果表明,该方法对此类噪声有明显的抑制作用,不仅图像细节得到了较好的保留,且在噪声密度较高时,滤波效果更为明显。

## 2 模糊噪声检测

噪声点的检测可依据图像的局部信息统计量 ROAD (rank-order absolute differences)<sup>[5]</sup> 和方向 Laplacian 算子差分值,采用模糊推理技术进行判别。

### 2.1 图像的局部信息统计量——ROAD

令  $c = (i, j)$  为模板中心像素的坐标,  $\Omega_c(k) = \{(i, j) + (m, n) : -k \leq m, n \leq k\}$  为以像素点  $p_c$  为中心,  $(2k+1) \times (2k+1)$  大小的模板内各像素的坐标集。通常情况下,选用  $k=1$  (即  $3 \times 3$  模板) 为模板大小。  $\tilde{p} = (\tilde{i}, \tilde{j})$  为模板内非中心像素的某一像素的坐标,  $I_{p_c}$  为中心像素  $p_c$  的灰度值,  $I_{\tilde{p}}$  为中心像素  $p_c$  的邻域内某一像素  $\tilde{p}$  的灰度值,  $d_{(p_c, \tilde{p})} = |I_{\tilde{p}} - I_{p_c}|$  为  $p_c$  的邻域内某一像素  $\tilde{p}$  与中心像素  $p_c$  的灰度值之差。若将中心像素  $p_c$  邻域内的每个像素的灰度值差  $d_{(p_c, \tilde{p})}$  从小到大排列,即形成一个升序的序列  $r(p_c)$ , 则 ROAD 定义为

$$ROAD_m(p_c) = \sum_{i=1}^m r_i(p_c) \quad (1)$$

$ROAD_m(p_c)$  为序列  $r(p_c)$  中最小的  $m$  个值之和。对于  $k=1$  ( $3 \times 3$  模板),  $m$  可以取  $2 \leq m \leq 7$ 。依据图像的特点和噪声模型,通常考虑选择  $m=4$ , 将  $ROAD_4(p_c)$  作为一个局部信息统计量。 $k=2$  ( $5 \times 5$  模板) 时,通常可以选择  $m=12$  即  $ROAD_{12}(p_c)$  作为局部信息统计量。

根据同态性可知,同一区域内相邻的点存在着较大的相关性。如果图像中某一点的灰度与其邻域内像素点的灰度值相差很大(即中心点与相邻点的相关性小),很可能为噪声点。 $ROAD_4(p_c)$  统计量的物理意义为中心像素与其邻域内最接近该中心像素灰度的 4 个像素的接近程度。本文将  $ROAD_4(p_c)$  作为有效判断像素是否为噪声点的量度标准之一。

### 2.2 方向 Laplacian 差分算子

考虑到  $ROAD_4(p_c)$  判断标准中,只利用了与其最接近的 4 个像素的灰度,却没有考虑到这 4 个像素在其邻域内的位置,若以此作为唯一的依据进行图像的噪声检测,则易将非噪声点判断为噪声点,或者将噪声点判断为非噪声点,这将给后续的处理带来困难。为了减少噪声的误判率,本文在考虑 ROAD 参量的同时,还引入另一个判断参量——带有方向的 Laplacian 差分量。以  $3 \times 3$  大小的邻域为例,选用的 4 个模板如图 1 所示,当图像在  $3 \times 3$  邻域内某一方向变化较快时,此方向卷积后的  $M_k(i, j)$  值较大。若 4 个方向的  $M_k(i, j)$  值中最小的  $M_k(i, j)$  值较大,则模板中心可能为噪声点。

0	0	0
-1	2	-1
0	0	0

0	-1	0
0	2	0
0	-1	0

0	0	-1
0	2	0
-1	0	0

-1	0	0
0	2	0
0	0	-1

图 1 方向 Laplacian 模板

Fig. 1 Orientational Laplacian temple

## 2.3 方向 Laplacian 差分算子

根据上述思路,在输入变量  $ROAD_4(p_c)$  的  $[0, 1020]$  区间和  $M_k(i, j)$  的  $[0, 510]$  区间上分别设置 3 个模糊集  $R_1, R_2, R_3$  (分别表示 ROAD 值较小、中等、较大区域的模糊集) 和  $M_1, M_2, M_3$  (分别表示  $\min(M_k(i, j))$  值较小、中等、较大区域的模糊集), (如图 2(a)、(b) 所示), 图 2(c) 为输出像素点的模糊划分, 可采用中心权值法进行清晰化。隶属度函数的形状可选择高斯形隶属度函数  $f(x, \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$  和梯形隶属度函数形式  $f(x, a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}, 0\right)\right)$ 。

在图像中的平坦区域, 由于大多数像素之间的

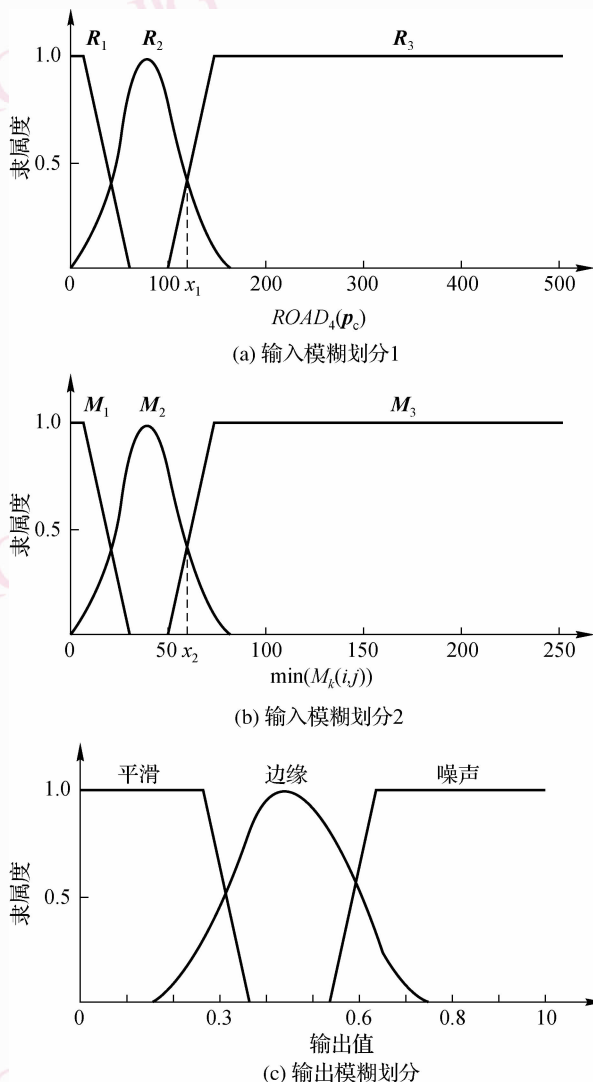


图 2 模糊推理的隶属度函数

Fig. 2 Membership function of fuzzy reasoning

灰度值相近, 因此  $ROAD_4(p_c)$  值较小; 由于边缘区域有近一半的邻域像素与中心像素的灰度相近, 因此  $ROAD_4(p_c)$  值为中等大小; 若中心像素为噪声点 (特别是孤立的噪声点), 且其与邻域内各像素之间的灰度对比相差很大, 则  $ROAD_4(p_c)$  值通常较大。同时, 由于  $\min(M_k(i, j))$  值较大时, 模板中心可能为噪声点; 而  $\min(M_k(i, j))$  值较小时, 则可能处于边缘或平滑区, 因此, 模糊推理规则定义如下:

**规则 1** 如果  $ROAD_4(p_c)$  值较小和  $\min(M_k(i, j))$  值较小, 则为平滑区;

**规则 2** 如果  $ROAD_4(p_c)$  值较大和  $\min(M_k(i, j))$  值较大, 则为噪声;

**规则 3** 如果  $ROAD_4(p_c)$  值中等和  $\min(M_k(i, j))$  值较大, 则为噪声;

**规则 4** 如果  $ROAD_4(p_c)$  值中等和  $\min(M_k(i, j))$  值中等, 则为边缘;

**规则 5** 如果  $ROAD_4(p_c)$  值较小和  $\min(M_k(i, j))$  值中等, 则为平滑区。

## 3 自适应滤波方案

### 3.1 自适应滤波的一般步骤

依据对像素点模糊识别的结果, 对非噪声点和噪声点采取不同的处理方法进行初步滤波。

(1) 对非噪声点用原图像的灰度代替;

(2) 对检测出的噪声点采用简单的中值滤波方法进行处理。

本文均采用  $(3 \times 3)$  窗口来对检测出的噪声点进行滤波。对于被判断为“边缘”和“平滑区”的像素点, 则直接复制原来像素的灰度值, 以最大程度地保持细节。

### 3.2 对“误判点”的识别与滤波结果的修正

采用模糊推理识别得到的判别结果中, 不可避免会存在误判点 (随着噪声密度的增大, 误判点将增多), 这主要是由于其周围也存在大量的噪声点, 因而易被误判定为非噪声点, 此时一般的中值滤波往往失效, 由于噪声点往往表现为较大或较小的灰度值 (椒盐噪声尤其如此), 经分析发现, 误判点多数出现在模糊推理时被判定为非噪声点, 且位于经中值滤波后的灰度输出为  $[0, 6]$ ,  $[250, 255]$  的像素点处, 为此, 本文提出了一种改进的滤波方法, 用于对这部分误判的噪声点进行

修正性处理。

修正方案是在排序的基础上进行,即首先按灰度大小对该邻域内的像素点进行排序,然后对排序后的像素灰度序列进行差分运算,对于差分后有跃变的点再次进行中值滤波。如对  $3 \times 3$  的邻域窗口内的像素点,若灰度排序结果为  $[0\ 0\ 0\ 0\ 56\ 58\ 255\ 255\ 255]$ ,则对该序列的差分运算结果为  $[0\ 0\ 0\ 0\ 56\ 2\ 197\ 0\ 0]$ ,然后选取跃变灰度在 56 和 197 之间的像素灰度为 56,58 的点进行中值滤波。当噪声密度较大时,一次滤波效果往往不太理想。为此本文采用了迭代的思想,重复进行噪声的定位和滤波,每次滤波只滤除具有较大可能性的噪声点:在噪声密度较大时,由于采用模糊推理进行噪声检测,误判点较多,即需要进行修正性处理的点数较多,故需再次迭代。随着噪声密度的下降,用模糊推理进行噪声检测,误判点数随噪声密度的下降而大大减少;在噪声密度较低时,用模糊推理进行噪声检测,基本能够正确识别噪声点与非噪声点,由于误判概率小,故无需进行修正性处理。由于其在整个迭代滤波的过程中,能够自适应地对误判点进行修正,从而提高了滤波的效果,且保持了图像细节。

## 4 实验结果及其分析

本文主要对含椒盐噪声的图像进行了滤波实验。椒盐噪声的特点是:图像中椒盐噪声的灰度值与其邻域像素有较大的灰度差,灰度值常集中在  $[0,6]$  和  $[250,255]$  范围内,噪声污染的程度可以由噪声密度  $p$  来衡量。实验采用的是大小为  $256 \times 256, 8$  bits 的 Lena 和 Camera 灰度图像(如图 3(a)和图 3(i)所示)。

令  $x_1$  为“ $R_2$ ”与“ $R_3$ ”的交点处的  $ROAD_4(p_c)$ (见图 2(a));  $x_2$  为“ $M_2$ ”与“ $M_3$ ”的交点处的  $\min(M_k(i,j))$ (见图 2(b))。若对不同噪声密度下图像的  $ROAD_4(p_c)$  值和  $\min(M_k(i,j))$  值的直方图进行统计性估计,噪声图像中的总噪声点数  $m$  为图像像素总个数与噪声密度  $p$  的乘积,则统计量  $ROAD_4(p_c)$  值、 $\min(M_k(i,j))$  值较大的  $m$  个点可能为噪声点。对于 Lena 和 Camera 图像,在不同的噪声密度  $p$  时,可对其局部信息统计量  $ROAD_4(p_c)$  和方向 Laplacian 差分参量进行统计性估计(统计结果如表 1 所示)。

表 1 不同噪声密度  $p$  时,统计性估计值  $x_1, x_2$

Tab. 1 Statistics estimates  $x_1, x_2$  under different noise intensity

噪声密度 $p$	Lena		Camera	
	$x_1$	$x_2$	$x_1$	$x_2$
0.5	23	32	19	28
0.3	48	44	46	46
0.1	77	49	92	58
0.05	88	52	121	70
0.01	121	66	178	106

由表 1 不难发现,随着噪声密度减小,  $x_1, x_2$  值逐渐增大,为此本文实验,对于 Lena 图像,选取  $x_1 \in [115, 125]$ , 且  $x_2 \in [60, 70]$ ; 对于 Camera 图像选取  $x_1 \in [173, 183]$ , 且  $x_2 \in [101, 111]$ 。模糊推理输出采用中心权值法进行清晰化。若输出为  $[0, 0.3]$ , 则判断为“平滑区”; 若输出为  $[0.3, 0.6]$ , 则判断为“边缘”; 若输出为  $[0.6, 1]$ , 则判断为“噪声点”。经迭代自适应滤波后,从理论上估计滤波后的噪声密度至少可以控制在 0.01 之下(实际上经过中值滤波后,稍低于这一数值)。实验发现,在低噪声密度时,无需迭代即可去噪;在高噪声密度时,迭代 2~3 次便能取得满意的去噪效果。滤波前后的图像如图 3 所示。

各种算法的滤波实验效果以峰值信噪比 (PSNR) 和均方差 (MSE) 作为评价准则进行评判。MSE 值越小、PSNR 值越大,则说明滤波后的图像与原图越接近,滤波效果越好。

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [I(i,j) - \tilde{I}(i,j)]^2 \quad (2)$$

$$PSNR = 10 \lg \left( \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} 255^2 / MSE \right) \quad (3)$$

表 2 和图 4 给出了在不同噪声下,不同算法滤波后图像的峰值信噪比和去噪前后 Lena 图像的峰值信噪比的折线图。对于噪声密度  $p < 0.3$  的图像,一般无需迭代就能取得良好的去噪效果,当  $0.3 \leq p < 0.7$  时,采用 2~3 次迭代就能得到较好的去噪效果。从实验结果可以看到,本文方法在不同的噪声密度下,其去噪能力优于经典的  $3 \times 3, 5 \times 5$  中值滤波;与基于极值的新型滤波算法——EM 算法<sup>[3]</sup>相比,其优势主要表现在,当噪声密度较高时,其去噪效果较好。随着噪声密度的增大,经典的中值滤波、基于极值的新型滤波等方法去噪后图像的 PSNR 迅速下降,图像质量严重下降。



图 3 实验结果

Fig. 3 Some experimental results

表 2 不同滤波方法去噪前后图像的峰值信噪比

Tab. 2 PSNR with different de-noising methods

噪声密度 $p$	噪声图像 (Lena)	3 × 3 中值滤波 (Lena)	5 × 5 中值滤波 (Lena)	EM 算法 (Lena)	本文算法 (Lena)	EM 算法 (Camera)	本文算法 (Camera)
0.1	15.260	29.675	27.069	33.777	31.744	30.263	27.174
0.3	10.510	22.476	25.711	24.498	27.308	23.910	24.424
0.5	8.325	15.029	22.298	16.247	23.109	22.920	24.209
0.7	6.857	9.773	13.881	10.742	16.843	13.410	15.342

注:本文实验时,均采用 3 × 3 大小的模板,数据单位 dB。

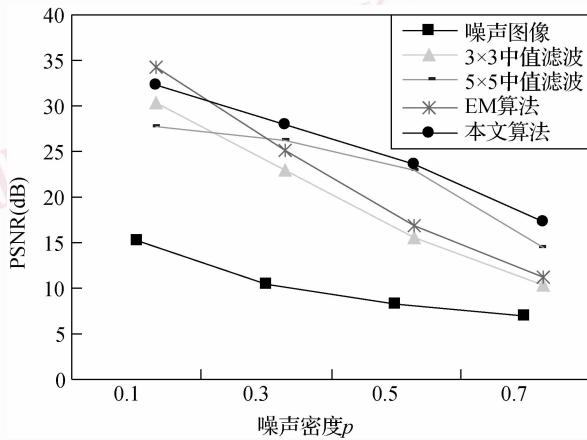


图 4 不同滤波方法去噪前后图像的峰值信噪比与噪声密度  $p$  关系折线图 (Lena)

Fig. 4 Plotting of relations between PSNR and noise intensity with different de-noising methods (Lena)

## 5 结 论

本文依据图像的局部信息统计量——ROAD 和方向 Laplacian 差分结果,采用模糊推理的方法对可能的噪声点进行了检测与滤波,并对可能的误判点做了进一步修正。实验证明,在不同的噪声密度下,

本文提出的方法在抑制噪声的同时,能较好地保持图像中的细节。

## 参考文献 (References)

- 1 Schulte Stefan, Nachtegael Mike, Witte De Valerie, *et al.* A fuzzy impulse noise detection and reduction method[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, **15** (5) : 1153-1160.
- 2 Toprak Abdullah, Güler Inan. Impulse noise reduction medical image with the use of switch mode fuzzy adaptive median filter[J]. Digital Signal Process, 2007, **17** (4) : 711-723.
- 3 Xing Cang-ju, Wang Shou-jue, Deng Hao-jiang, *et al.* A new filtering algorithm based on extremum and median value[J]. Journal of Image and Graphics, 2001, **6** (6) : 533-536. [邢藏菊,王守觉,邓浩江等. 一种基于极值的新型滤波算法[J]. 中国图象图形学报, 2001, **6** (6) : 533-536.]
- 4 Pankajakshan P, Kumar V. Detail preserving image information restoration guided by SVM based noise mapping[J]. Digital Signal Process, 2007, **17** (3) : 561-557.
- 5 Garnett Roman, Huegerich Timothy, Chui Charles. A universal noise removal algorithm with an impulse detector[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, **14** (11) : 1747-1753.
- 6 Li Shu-tao, Wang Yao-nan. Non-linear adaptive removal of salt and pepper noise from Images[J]. Journal of Image and Graphics, 2000, **5** (12) : 999-1001. [李树涛,王耀南. 图象椒盐噪声的非线性自适应滤除[J]. 中国图象图形学报, 2000, **5** (12) : 999-1001.]