

# 基于边缘检测的图象小波阈值去噪方法

柳 薇 马争鸣

(中山大学电子系信息处理实验室, 广州 510275)

**摘 要** 边缘特征是图象最为有用的高频信息,因此,在图象去噪的同时,尽量保留图象的边缘特征,应是图象去噪首要顾及的问题.基于这一思想,提出了基于边缘检测的图象小波阈值去噪方法.该方法在去噪之前,先通过小波边缘检测方法确定哪些小波系数是图象的边缘特征,这些小波系数将不受阈值去噪的影响,因此,可以只是根据噪声方差来设置去噪的阈值,而不必担心损害图象的边缘特征.理论分析和实验结果都表明,与普通的小波阈值去噪方法相比,该方法不但可以保持图象的边缘信息,而且能提高去噪后图象的峰值信噪比  $1\sim 2\text{dB}$ .要想做到既去除图象噪声,又不模糊图象边缘特征是很困难的.该方法把去噪和边缘检测结合起来,在一定程度上解决了这种两难的问题.

**关键词** 图象处理 小波阈值去噪 小波边缘检测

中图法分类号: TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2002)08-0788-06

## Wavelet Image Threshold Denoising Based on Edge Detection

LIU Wei, M A Zhengming

(Information Processing Lab., Electronics Dept., Z Hongshan Univ., Guangzhou 510275)

**Abstract** Essentially most commonly-used denoising methods use low pass filter to get rid of the noise. But both edge and noise information are high frequency information, so the loss of edge information is evident and inevitable in the denoising process. Edge information is the most important high frequency information of an image. Therefore we should try to maintain more edge information in the process of denoising. Thus comes out the idea of this paper. We present a new image denoising method: wavelet image threshold denoising based on edge detection. Before denoising, those wavelet coefficients of an image that are corresponding to image's edges are first detected by the method of wavelet edge detection. The detected wavelet coefficients will be protected from denoising and therefore we can set the denoising thresholds only based on the noise variances without damaging the image's edges. The theoretical analysis and experimental results presented in this paper show that, compared with the commonly-used wavelet threshold denoising methods, our denoising method can keep image's edges from damaging and increase PSNR up to  $1\sim 2\text{dB}$ . Finally we can draw the conclusion: Edge detection and denoising are two important branches of image processing. If we combine edge detection with denoising, we can overcome the shortcoming of the commonly-used denoising methods and do denoising without blurring the edge notably.

**Keywords** Image processing, Wavelet threshold denoising, Wavelet edge detection

## 0 引 言

图象去噪是图象处理研究的一个永恒主题.大多数图象去噪的方法,尤其是高斯白噪声的去噪方法,从本质上来说,都是低通滤波的方法.低通滤波是一

把双刃剑,它在消除图象噪声的同时,也会消除图象部分有用的高频信息.因此,各种图象去噪方法,其实就是在去噪和保留有用高频信息之间进行权衡.

图象的小波阈值去噪方法<sup>[1]</sup>是众多图象去噪方法的佼佼者,它利用图象小波分解后,各个子带图象的不同特性,选取不同的阈值,从而达到较好的去噪

效果.但是,它也同样受到去噪和保留有用高频信息两难的困扰.

边缘特征是图象最为有用的高频信息.根据视觉生理和心理学的研究结果,边缘特征是视觉系统最能强烈感受到的少数几个图象特征之一<sup>[2]</sup>.因此,在图象去噪的同时,尽量保留图象的边缘特征,应是图象去噪首要顾及的问题.

基于边缘检测的小波图象阈值去噪方法,在阈值去噪之前,先通过小波边缘检测,确定边缘特征在各个子带图象中的位置,而在这些位置上的小波系数将不受阈值去噪的影响.由于预先保护了图象的边缘特征,在阈值去噪的时候,尽可以根据噪声方差加大阈值,而不必担心损害图象的边缘特征.与几种传统小波边缘检测方法<sup>[4-6]</sup>进行对比实验,实验结果也证明,与普通的小波图象阈值去噪方法相比,基于边缘检测的小波图象阈值去噪方法能够提高峰值信噪比 (PSNR) 1~2 dB.

## 1 图象的噪声模型

图象的噪声大致可分为 3 类<sup>[3]</sup>: 感光照片上的颗粒噪声、光电转换过程中产生的光电子噪声和电子设备产生的热电子噪声.对于颗粒噪声,可以用高斯白噪声作为模型;对于光电子噪声,在光照较弱时,可以用具有泊松分布的随机变量作为模型,其标准差等于均值的平方根,在光照较强时,泊松分布趋向高斯分布,其标准差仍等于均值的平方根;对于热电子噪声,一般常用零均值的高斯白噪声作为模型.

因此,对于大多数图象处理的应用来说,经常采用零均值高斯白噪声作为图象的噪声模型.

## 2 图象的小波边缘检测方法

图象去噪方法,要求事先确定图象边缘特征的空间位置,以便在去噪时,能够有所回避,虽然已有许多边缘检测方法,如采用各种梯度算子 (Roberts 梯度算子、Sobel 梯度算子、拉普拉斯算子或 Prewitt 梯度算子) 的边缘检测方法<sup>[3]</sup>,小波边缘检测方法<sup>[4-6]</sup>,等等,但由于在去噪方面,采用了小波阈值去噪方法,因此为了与之配套,在边缘检测方面,也采用了小波边缘检测方法.这样做的好处是,可以直接确定哪些小波系数对应着图象的边缘特征.

### 2.1 原理

根据图象小波边缘检测的理论<sup>[4-6]</sup>,可以适当选择二维二进可分离小波,使得这样的小波可以看成是某一平滑函数  $\theta(x, y)$  的偏导数:

$$h_x^j(x, y) = \frac{\partial \theta^j(x, y)}{\partial x}, h_y^j(x, y) = \frac{\partial \theta^j(x, y)}{\partial y}$$

于是,图象  $f(x, y)$  在尺度  $2^j$  下的小波变换可表示为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} W_{2^j}^x f(x, y) \\ W_{2^j}^y f(x, y) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} f^* h_x^j(x, y) \\ f^* h_y^j(x, y) \end{bmatrix} = 2^j \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f^* \theta^j(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f^* \theta^j(x, y) \end{bmatrix} \\ &= 2^j \nabla (f^* \theta^j)(x, y) \end{aligned} \quad (1)$$

由式 (1) 可以看出,图象  $f(x, y)$  经过平滑后,在  $x$  和  $y$  方向上的偏导数就是图象在行和列方向上的小波变换.因此,小波系数的局部极大值点可以刻画图象的突变点,也即图象的边缘特征点.

对于含加性高斯白噪声的图象,小波系数的极大值也可能对应着噪声点,而不是边缘特征点.因此,在检测出小波系数的极大值后,还要去除与噪声点对应的小波系数.由于信号的 Lipschitz 指数为正时,其小波变换随尺度的减小而减小,而噪声的 Lipschitz 指数小于零时,其小波变换的平均值随尺度的减小而增加,因此,可以通过去除那些空间位置相同,但幅度随尺度减小反而增加的小波系数来消除部分噪声点,对于剩下的小波系数,沿着梯度的垂直方向 (即边缘曲线的切线方向) 进行串接,对于那些串接不起来的小波系数,也当作噪声点去除.

### 2.2 实现方法

在具体实现时,要注意以下 3 个问题:

(1) 小波变换所使用的离散滤波器,其长度不宜太长,否则会影响边缘提取的效果;

(2) 要妥善处理边界问题,本文采用镜像对称延拓来处理边界问题;

(3) 图象小波分解的次数不宜过多,因为次数愈多,边界问题的影响就会愈显著.

具体的实现步骤如下:

(1) 对图象  $f(x, y)$  先进行一次平滑预处理,其结果仍记为  $f(x, y)$ ;

(2) 记  $S_0 f(x, y) = f(x, y)$ , 对  $S_j f(x, y)$  的每一行进行小波变换 (这时,  $y$  是参数,  $x$  是变量), 得到

$$W_{2^{j+1}}^y f = (S_j f)^* G_j$$

$$S_{j+1}^y f = (S_j f)^* H_j, j = 0, 1, 2, \dots$$

这里,  $j$  表示尺度,  $G_j, H_j$  表示小波变换所使用

的离散滤波器,其中  $G_0$  的系数如表 1 所示,而  $G_{\pm j}(j \geq 1)$  则可在  $G_0$  的相邻系数间插入  $2^{-j}$  个零得到.

表 1 小波滤波器系数

	-1	0	1	2
$H_0(x)$	0.025	0.475	0.475	0.025
$G_0(x)$	0.025	-0.475	0.475	0.025

注:第 1 行数字 0 代表与当前处理点相乘的滤波器的系数, - 1 代表与当前处理点左边相邻点相乘的滤波器的系数, 1 代表与当前处理点右边相邻点相乘的滤波器的系数, 2 代表与当前处理点右边第 2 个相邻点相乘的滤波器的系数.

值得注意的是,由于选取的高通滤波器关于  $1/2$  点对称,因而在尺度为  $2^j(j=1)$  的情况下,水平与垂直方向分别有  $1/2$  像素的平移,在较大尺度下进行边缘检测时,需对像素的平移进行修正.

(3) 找出  $W_{2^j}^y f$  每行的零交叉点,并根据这些零交叉点求出相邻零交叉点间的极大值点,记录这些极大值点.

(4) 去除那些空间位置相同,但幅值随尺度  $j$  减小反而增大的极大值点,因为这些极大值点通常是由噪声生成.剩下的极大值点即为行方向上图象边缘特征点的候选点,仍记为  $W_{2^j}^y f(x,y)$ .

(5) 对图象的列方向重复上述第 1 2 3 4 的步骤,得到列方向上图象边缘特征点的候选点,记为  $W_{2^j}^x f(x,y)$ .

(6) 由于  $W_{2^j}^x f(x,y)$  与  $W_{2^j}^y f(x,y)$  其实就是图象在点  $(x,y)$  上的偏导数,因此,图象在点  $(x,y)$  上梯度的模和幅角为

$$M_{2^j} f(x,y)= \sqrt{\left|W_{2^j}^x f(x,y)\right|^2+\left|W_{2^j}^y f(x,y)\right|^2} \quad (2)$$

$$A_{2^j} f(x,y)=\arctan \left[\frac{W_{2^j}^y f(x,y)}{W_{2^j}^x f(x,y)}\right] \quad (3)$$

(7) 沿着梯度的垂直方向,将  $M_{2^j} f(x,y)$  和  $A_{2^j} f(x,y)$  相近的点串接成链,当链长超过一定阈值  $T$  时,链上小波系数的位置就是图象在该尺度上的边缘特征点.

2.3 实验结果

对加噪后的 Lena 图象进行边缘检测实验.图 1 为加噪前的原始图象.图 2(a)~ 图 2(d)分别为原图加入噪声方差  $\sigma^2$  分别为 5 10 15 20 的零均高斯白噪声后得到的图象.图 3 分别为对图 2 进行边缘检测的结果.



图 1 Lena 原图

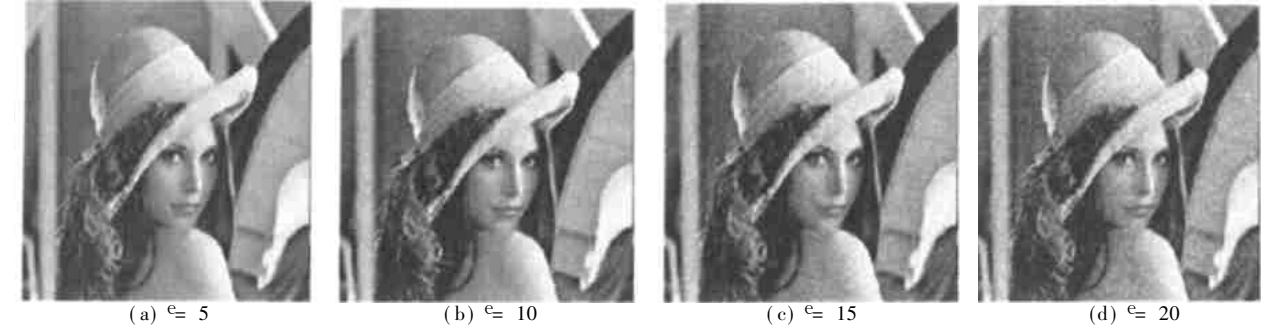


图 2 加噪后的 Lena 图象

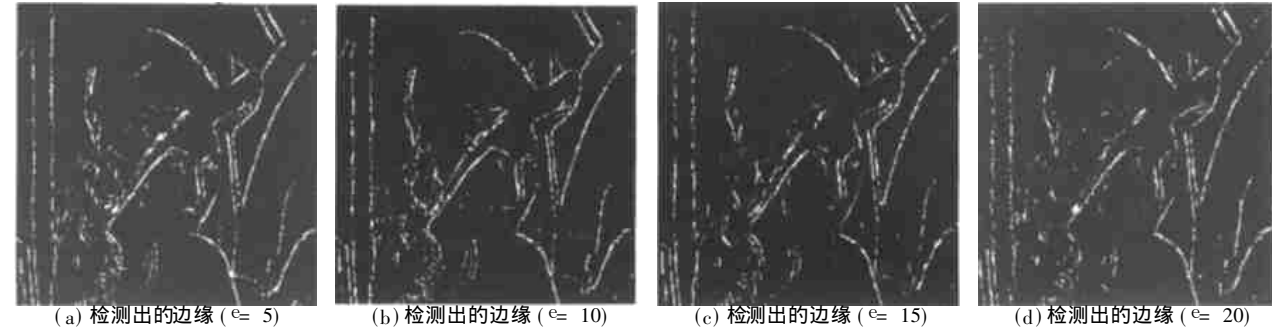


图 3 检测出的加噪后 Lena 图象边缘

Lena 图象是一幅边缘类型比较复杂的自然图象, 常规的边缘检测算子很难同时检测出所有类型的边缘, 对于加噪后的 Lena 图象进行边缘检测, 更是难以取得满意的效果. 采用小波边缘检测的方法, 利用小波变换的多尺度特性, 在小尺度, 提取边缘的细节 (如人物瞳孔); 在大尺度, 提取平滑的较长的边缘链 (如立柱). 从图 3 显示的实验结果表明, 这种方法是行之有效的.

### 3 基于边缘检测的图象小波阈值去噪方法

#### 3.1 原理

图象经过小波变换后, 能量主要集中在最低分辨率子带图象上, 而图象的加性随机噪声经过小波变换后, 能量则分散在各个高分辨率子带图象上. 因此, 可以设定一个阈值, 将绝对值小于阈值的小波系数当作噪声去除, 从而达到去噪的效果. 阈值去噪的关键是阈值的设定, 因为过大的阈值, 会造成有用的高频信息 (如边缘信息) 丢失, 使图象变得模糊; 而过小的阈值, 又会保留过多的噪声, 使去噪效果不明显.

为了解决阈值设定的两难处境, 先通过小波边缘检测, 确定边缘特征在各个子带图象中的位置, 在这些位置上的小波系数将不受阈值去噪的影响. 由于预先保护了图象的边缘特征, 因此, 在阈值去噪的时候, 尽可以根据噪声方差来设定阈值而不必担心损害图象的边缘特征. 在此选取文献 [1] 中建议的 VisuShrink 门槛, 即  $T = e^{-\sqrt{2 \ln N}}$ , 这里,  $e$  为噪声方差,  $N$  为子带图象所包含的像素数目.

#### 3.2 实现步骤

(1) 对加噪后的 Lena 图进行小波变换;

(2) 计算各个高分辨率子带图象的去噪阈值:

$$T = e^{-\sqrt{2 \ln N}};$$

(3) 对非边缘特征点的小波系数进行阈值去噪: 
$$W = \begin{cases} W & |W| \geq T \\ 0 & |W| < T \end{cases}$$

(4) 对边缘特征点所对应的小波系数以及绝对值大于阈值的小波系数进行消除加性噪声处理, 也即每个系数都减去一个很小的值, 这个值代表叠加在这些系数上的加性噪声;

(5) 进行小波反变换, 得到去噪后的图象.

#### 3.3 实验结果

对图 2 所示的加有零均值高斯白噪声的 Lena 图象分别采用 3 种不同的方法进行去噪实验. 这 3 种方法分别是: 基于边缘检测的小波阈值去噪方法、普通的小波阈值去噪方法 (采用 VisuShrink 阈值<sup>[1]</sup>:

$T = e^{-\sqrt{2 \ln N}}$ ), 普通的小波阈值去噪方法 (采用经过调整的 VisuShrink 阈值<sup>[7]</sup>:  $T = Ue^{-\sqrt{2 \ln N}}$ ,  $U = 0.3$  是修正因子). 表 2 列出了有关的实验数据, 图 4~ 图 7 则列出了分别采用 3 种不同方法去噪后的图象. 从表 2 和图 4~ 图 7 可以看到:

(1) 就普通的小波阈值去噪方法而言, 调整后的 VisuShrink 阈值降低了, 因而删除的图象边缘特征点减少, 图象的轮廓比较清晰了, 但峰值信噪比 (PSNR) 却下降了. 这充分说明普通的小波阈值去噪方法在阈值设定上的两难处境.

(2) 采用基于边缘检测的小波阈值去噪方法, 因为事先保护了图象的边缘信息, 尽管没有调低 VisuShrink 阈值, 但是, 去噪后的图象依然轮廓清晰, 细节明显, 而且峰值信噪比 (PSNR) 还提高了 1~ 2 dB.

表 2 去噪后图象信号功率信噪比 (PSNR)

基于边缘检测的小波阈值去噪方法		普通的小波阈值去噪方法			
$T = e^{-\sqrt{2 \ln N}}$		$T = e^{-\sqrt{2 \ln N}}$		$T = Ue^{-\sqrt{2 \ln N}}$	
PSNR (dB)		PSNR (dB)	被去除的边缘特征点个数	PSNR (dB)	被去除的边缘特征点个数
$e = 5$	34.18	32.71	3 132	34.09	2 712
$e = 10$	30.64	29.10	3 157	28.53	2 897
$e = 15$	28.72	27.18	3 137	25.24	3 009
$e = 20$	27.43	25.97	3 143	22.99	3 095



(a) 基于边缘检测的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(b) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(c) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用经过调整的 VisuShrink 阈值)

图 4 采用 3 种不同的方法对有噪 ( $\sigma=5$ ) 图象去噪的结果



(a) 基于边缘检测的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(b) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(c) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用经过调整的 VisuShrink 阈值)

图 5 采用 3 种不同的方法对有噪 ( $\sigma=10$ ) 图象去噪的结果



(a) 基于边缘检测的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(b) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(c) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用经过调整的 VisuShrink 阈值)

图 6 采用 3 种不同的方法对有噪 ( $\sigma=15$ ) 图象去噪的结果



(a) 基于边缘检测的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(b) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用 VisuShrink 阈值)



(c) 普通的小波阈值去噪方法  
(采用经过调整的 VisuShrink 阈值)

图 7 采用 3 种不同的方法对有噪 ( $\sigma=20$ ) 图象去噪的结果

## 4 结 论

(1) 本文所研究的图象去噪问题,工夫在诗外,即这种图象去噪方法成功之关键,不在去噪,而在边缘检测.虽然人们已经研究了各种各样的图象边缘检测方法,但由于在去噪方面,采用了小波阈值去噪方法,因此为了与之配套,在边缘检测方面,采用了小波边缘检测方法.这样做,可以直接确定各个高分辩率子带图象上,哪些小波系数对应着图象的边缘特征,从而在去噪时特别加以保护.

(2) 这种去噪方法,先进行边缘检测,然后再进行去噪.边缘检测时,也要去噪,但这是为了准确提取边缘特征,边缘特征的位置确定后,再从原图象出发去噪,而不是从被边缘检测处理过的数据出发去噪.因此,在边缘检测时,对数据的任何处理都不会影响去噪的效果.

(3) 去噪和边缘检测是图象处理的二大门类.但是,如果仅仅局限于去噪,要想做到既去除图象噪声又不模糊图象边缘特征是很困难的,而把去噪和边缘检测结合起来,在一定程度上解决了这种两难的问题.

## 参 考 文 献

- 1 Donoho David L. Denoising by softthresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613~ 627.
- 2 Marr D. Vision[D]. New York: Freeman, 1982: 127~ 130.

- 3 Castleman K R. Digital image processing [M]. USA, New Jersey: Prentice Hall, Inc., 1996: 359~ 360.
- 4 Stephane Mallat. Zero-Crossing of a wavelet transform [J]. IEEE Trans. Information Theory, 1991, 37(4): 1019~ 1033.
- 5 Stephane Mallat, Wen Liang Hwang. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans. Information Theory, 1992, 38(2): 617~ 643.
- 6 Stephane Mallat, Sifen Zhong. Characterization of signals from multiscale edges [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(7): 710~ 733.
- 7 Donoho David L, Johnstone Iain M. Threshold selection for wavelet shrinkage of noisy data [A]. In: Proc. 16<sup>th</sup> Annual International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society [C], Baltimore, Maryland, 1994, 1: A24~A25.



柳 薇 1977年生,中山大学通信与信息系统专业硕士研究生.研究方向为多媒体数据处理与传输.



马争鸣 1957年生,1989年获清华大学模式识别与智能控制专业博士学位,现为中山大学电子系副教授.主要研究方向为多媒体数据处理与传输.