文章编号:1001-9014(2004)04-0281-05

基于小波域的图像噪声类型识别与估计

张旗1、梁德群2、樊鑫3、李文举4

(1. 大连海事大学 自动化与电气工程学院, 辽宁 大连 116026;

2. 大连海事大学 信息工程学院, 辽宁 大连 116026;

3. 西安交通大学 图像处理与模式识别研究所,陕西 西安 710049;

4. 辽宁师范大学 计算机与信息技术学院, 辽宁 大连 116038)

摘要:提出了一种基于小波域分解的类型识别方法.该方法利用噪声图像的小波高频子带系数能量分布,对图像中最常出现的两类噪声:高斯噪声和椒盐噪声进行识别,并在此基础上对高斯噪声的方差和椒盐噪声的密度进行了估计.对大量含噪图像的实验结果表明:该方法对图像噪声类型的识别和噪声大小的估计都比较准确. 关键: 词:小波变换;图像去噪;噪声类型识别;噪声估计

中图分类号:TP391 文献标识码:A

IDETIFYING OF NOISE TYPES AND ESTIMATING OF NOISE LEVEL FOR A NOISY IMAGE IN THE WAVELET DOMAIN

ZHANG Qi¹, LIANG De-Qun², FAN Xin³, LI Wen-Ju⁴

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;

2. School of Information Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China;

3. Institute of Image Processing and Recognition, Xi'an Jiao Tong University, Xi'an 710049, China;

4. School of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116038, China)

Abstract: A novel methodology for identifying noise types and estimating noise level was reported. The energy distribution of the HH subband's coefficients in the wavelet domain was used to distinguish Gaussian white noise and salt & pepper noise, which exist in images frequently. And the variance of the Gaussian white noise and the density of salt & pepper noise were estimated. The experiments on a wide variety of images indicate the veracity of distinguishing and estimating of noise. **Key words**; wavelet transform; image denoising; noise type identification; noise level estimation

引言

图像在生成和传输过程中常常会受到各种噪声 源的干扰和影响而使图像质量变差.图像处理的一 项重要任务是研究能有效滤除图像噪声又不模糊图 像的方法.到目前为止,已提出了许多消除图像噪声 的滤波器结构和算法.现有的图像随机噪声消除方 法大致可以划分为二类:一类是频率域方法,主要通 过对图像进行变换以后,选用适当的频域带通滤波 器进行滤波处理,经反变换后获得去噪声图像.另一 类方法是空间域方法,主要采用各种图像平滑模板 对图像进行卷积处理,以达到压抑或消除噪声的目 的^[1].

在处理噪声图像前,有2点是需要明确的:1) 图像受到的是何种类型的噪声干扰,2)受噪声干扰 的程度如何.目前这些先验知识通常是根据主观推 测或假设,而不是依靠图像噪声的客观描述,在这种 情况下对图像的噪声进行处理往往是非常盲目的. 如果将一个噪声算法应用到一个"错误"的图像(不 含噪声的图像或噪声类型与假设不同的图像)上, 结果常常是没有意义的.这就如同用灰度阈值分割 一个纹理图像、用恢复算法恢复一个没有模糊的图 像.另外不同的去噪方法对不同噪声的处理效果也 是大不相同^[2].因此在图像噪声处理之前,对图像

收稿日期:2003 - 01 - 13,修回日期:2003 - 10 - 09

Received date: 2003 - 01 - 13, revised date: 2003 - 10 - 09

作者简介:张旗(1960-),女,福建福州人,副教授,大连海事大学通信与信息系统专业博士生,主要从事小波图像处理、图像检测和模式识别等 研究.





图1 图像去噪流程图

Fig. 1 The flowchart of image denoising

噪声的类型进行识别与估计是非常必要的,同时也 有助于研究图像去噪的自适应算法,正确的去噪流 程应该如图1所示.

需要指出的是,目前在对图象进行诸如图象恢 复、图象压缩等处理中,人们也对图象受噪声干扰的 程度进行了简单的估计,但一般都假定噪声的类型 是已知的,并没有进行客观的识别^[1,3].本文提出了 一种基于小波域的图像噪声类型识别的方法,并在 此基础上对噪声的大小进行了估计.文章包括以下 几部分;第二部分阐述了图像噪声的特点及在小波 域的描述;第三部分描述了噪声类型识别及噪声大 小估计的方法;第四部分给出了实验结果;最后一部 分给出结论.

1 图像噪声类型与描述

1.1 图像噪声类型

一幅图像的质量常用峰值信噪比 PSNR 表示, 即:

$$PSNR = 10\log \frac{255^2}{E\{[f(i,j) - g(i,j)]^2\}}, \quad (1)$$

其中 f(i,j)表示无噪声图像,g(i,j)表示受噪声污染的图像.图像噪声的滤除就是要求所使用的滤波器不仅能够有效地去除噪声而且尽可能保留图像的细节.图像噪声主要可分为两类,一类是电子噪声,即在阻性器件中由于电子随机热运动而造成的噪声,一般常用零均值高斯白噪声作为其模型,它具有一个高斯函数形状的直方图分布以及平坦的功率谱. 另一类是颗粒噪声(或称为椒盐噪声),它是由感光片不正确的曝光产生的^[2].这两类随机噪声的概率密度函数分别为

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2},$$
 (2)

$$p(x) = \begin{cases} P_a & \text{for } x = a \\ P_b & \text{for } x = b \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(3)

)

式(2)为高斯噪声,一般可设均值 $\mu = 0$,而方差 σ 决定高斯噪声的大小.式(3)为椒盐噪声,通常可认 为a = 255,b = 0,而椒盐噪声的大小由噪声出现的 密度(百分比) $d = P_a = P_b$ 来决定.

1.2 图像噪声的小波系数描述

利用小波变换的特点分析图像的噪声是一种较好的方法^[6].因为小波变换后,图像的能量主要集中在尺度大的子带,而尺度小的高频子带系数的幅度较小、能量较低.不失一般性,设原图像为 {*f*[*i*, *j*],*i*,*j*=1,…,*N*},其中 *N* 是 2 的整数幂.图像受到加性噪声的干扰:

 $g[i,j] = f[i,j] + \varepsilon[i,j], (i,j = 1,2,....N)$ (4) 其中 $\{\varepsilon[i,j]\}$ 是独立同分布的噪声. 对于二维小波 来说,图像可分解为

 $\begin{aligned} A_{2^{s}f}^{d} &= (f(i,j) * \varphi_{2^{s}}(-i)\varphi_{2^{s}}(-j)) (2^{-s}n, 2^{-s}m)_{(n,m) \in \mathbb{Z}^{2}}, \\ D_{2^{s}f}^{1} &= (f(i,j) * \varphi_{2^{s}}(-i)\psi_{2^{s}}(-j)) (2^{-s}n, 2^{-s}m)_{(n,m) \in \mathbb{Z}^{2}}, \end{aligned}$

$$D_{2^{s}}^{2} f = (f(i,j) \cdot \psi_{2^{s}}(-i)\varphi_{2^{s}}(-j)) (2^{-s}n, 2^{-s}m)_{(n,m) \in \mathbb{Z}^{2}},$$

 $D_{2i}^{3}f = (f(i,j) \cdot \varphi_{2i}(-i)\psi_{2i}(-j))(2^{-i}n,2^{-i}m)_{(n,m) \in Z^{2i}}$ (5) 其中, φ 和 ψ 分别是相应的尺度函数和小波函数. 对于第 s 层变换来说,图像被分解成 4 个 1/4 大小 的图像,每个都是图像与小波基的内积,每一层包含 从前一层来的低频信息 $A_{2i}^{d}f$ 和水平、垂直和对角线 信息—— $D_{2i}^{1}f$. $D_{2i}^{2}f$. $D_{2i}^{3}f$. 现将图像写成矩阵形式 为: $g = \{g[i,j]\}_{i,j}$ $f = \{f[i,j]\}_{i,j} \in \{\varepsilon[i,j]\}_{i,j},$ 设 W 为正交小波变换算子,则小波系数矩阵及关系 可表示为

$$Y = Wg_X = Wf_V = W\varepsilon$$
(6)
$$Y = X + V.$$

因此小波系数也具有可加性,这种特性使得利用小 波系数进行噪声分析成为可能^[3].

通过研究我们发现:图像经小波变换后的高频 率子带的 HH 系数(即 D³, f)不仅能反映高斯噪声 的大小,而且能反映出图像受干扰噪声的类型.以 lena 图为例,分别加入方差为 20 的高斯噪声和密度 为20%的椒盐噪声,噪声图像与该图像经小波分解 后 HH 系数的直方图如图 2 所示,其中图 2(c)和图 2(d)的横坐标为系数的幅值用 Coef 表示,纵坐标为 HH 系数中具有某一幅值的系数的个数与总系数个 数的比用 Pcoef 表示, 它给出了 HH 中不同幅值系数 出现的概率.可以看出受高斯噪声干扰图像的子带 HH 系数分布近似于广义高斯分布, 而受椒盐噪声 干扰图像的子带 HH 系数则大部分集中在0 值附 近,幅值较大的系数个数较少.利用这种分布的特 点,我们就可以对图像的噪声类型进行识别,在识别 类型的基础上再进行噪声大小的估计,给出图像噪 声的客观描述.

2 图像噪声的类型识别与估计

本文提出的图像噪声类型识别与估计方法是在



图 2 噪声图像与小波 HH 子带系数直方图(a) 椒盐噪 声图像(b) 高斯噪声图像(c)(a) 图的 HH 系数直方图 (d)(b) 图的 HH 系数直方图

Fig. 2 Noisy lena and the histogram of HH subband (a) Lena with Salt & Pepper noise (b) Lena with Gaussian noise (c) HH subband histogram of fig. (a) (d) HH subband histogram of fig. (b)

小波域分析基础上进行的,它包含以下几部分:1) 对图像进行小波变换,得到噪声图像的小波分解高 频系数 HH.2)计算该系数的能量集中程度.3)根据 其能量集中的程度识别图像所受到的是高斯噪声还 是椒盐噪声.4)计算高频系数 HH 的中值或方差,分 别估计不同类型噪声图像受干扰的程度.

2.1 小波不显著系数与能量比

所谓不显著系数,就是指在小波域中占有小部分能量且绝对值较小的系数.由图2可知,不同类型噪声在图像小波子带 HH 系数的分布大不相同.其系数直方图有以下特点:(1)对称于零点并在该点处达到最大值;(2)高斯噪声的不显著小波系数较多,而椒盐噪声的不显著小波系数较少.根据以上特点,可以用系数能量对噪声类型进行识别.

设 HH 系数矩阵为 D(l,k) (l,k = 1,2,…, N/2;,按系数幅值(绝对值)的大小可将不显著的系数提出:

 $D_{T}(l,k) = |D(l,k), |D(l,k)| < T$ (7) 其中 T 为确定系数是否显著的阈值. 进一步定义不 显著系数的能量与系数总能量的比为



图 3 不同阈值下系数能量比的关系 Fig. 3 The energy rate of HH coefficients with different threshold

$$ER = \frac{\frac{1}{num_{\tau}} \sum_{l,k} (D_{\tau}(l,k))^{2}}{\frac{1}{num} \sum_{l,k} (D(l,k))^{2}}.$$
(8)

式(8)中 num 为总的 HH 系数个数,而 num_T 为满足 (7)式的系数个数.

2.2 阈值的确定

我们是通过试验的方法确定度量小波系数是否 显著的阈值 T 的. 以 lena 图像为例,具体的做法如 下:首先在图像上分别加入不同类型、不同大小的噪 声,即加入的零均值高斯噪声的方差分别为:0、2、4、 6、8、10;加入的椒盐噪声的分布密度(%)分别为: 0,2,4,6,8,10,并对不同的加噪图像进行小波变换, $然后取一组阈值 T = {10,20,30,40,50,60,70,80,$ $90},分别按式(7)提取 <math>D_r$,最后按计算式(8)计算 出相应的系数能量比 ER.

图 3 为不同阈值 T 下系数能量比 ER 关系图. 图中左上方的 6 条曲线为不同方差的高斯噪声干扰 图像对应的能量比曲线,右下方的 6 条曲线为不同 密度的椒盐噪声干扰图像对应的能量比曲线.从图 3 可以看出不同类型噪声图像的小波 HH 系数能量 比的变化趋势与范围:椒盐噪声图像的能量比在 T =90 时不超过 80%,而高斯噪声图像的能量比在 T =40 时已达到 100%,噪声较大时也有类似的趋势. 因此,我们可以将 T = 50 作为区分 HH 系数是否显 著的阈值,同时以 0.5(50%)作为不同噪声图像小 波 HH 系数能量比的分界线(如图中的虚线),能量 比 ER > 0.5 时可断定图像受到高斯噪声的干扰,能 量比 ER < 0.5 时可断定图像受到陶盐噪声的干扰.

2.3 噪声大小估计

噪声类型识别后,就可以对图像受噪声干扰的

图 4 部分实验图像 Fig. 4 Some test images

程度进行估计即估计高斯噪声的方差或椒盐噪声的 密度.对于高斯噪声,Donoho 和 Johnstone[6]提出了 使用小波系数估计噪声方差的公式:σ = MED/ 0.6745,其中 MED 是 HH 子带小波系数幅度的中 值.对于椒盐噪声大小的估计未见报道.经过大量试 验我们发现,对于受椒盐噪声干扰的图像来说,HH 子带小波系数的方差与椒盐噪声的密度有关,可用 多项式进行拟合,其结果如下:

 $d(\rho) = -1.3462 + 0.099995\rho + 0.00213\rho^{2}$ $+ 0.00002\rho^{3},$ (9)

式(9)中ρ为HH子带小波系数的方差.对于精度要求不高的场合,拟合可以取二次多项式.

3 实验结果

为了证实本文提出的噪声类型识别与估计方法 的实用性,我们进行了大量的实验.图4给出了部分 实验图像,按从上到下、从左到右的顺序分别为: alumgrans, baboon, bacteria, barbara, blood, bridge, circuit, columbia, couple, crowd, eight, lake, lena, pout, rice. 实验中,人为地向不同的实验图像加入了 不同类型、不同大小的噪声,然后按本文提出的方法 进行噪声类型的识别与噪声大小的估计.图 5 为 30 幅不同噪声的图像的 HH 系数能量比,其中横坐标 为实验图像的编号 NO., 纵坐标为式(8) 计算出的 小波系数能量比 ER 图(a) 为图像受小高斯噪声干 扰时的能量比(每幅图分别加方差为0,2,4,6,8,10 的高斯噪声,共计180幅含噪声的实验图像),图 (b)为图像受小椒盐噪声干扰时的能量比(每幅图 分别加密度为 0%, 2%, 4%, 6%, 8%, 10% 的椒盐 噪声,共计180幅含噪声的实验图像),图(c)为图 像受大高斯噪声干扰时的能量比(每幅图分别加方 差为5,10,15,20,25,30的高斯噪声,共计180幅含 噪声的实验图像),图(d)为图像受大椒盐噪声干扰 时的能量比(每幅图分别加密度为5%,10%,15%, 20%,25%,30%的椒盐噪声,共计180幅含噪声的 实验图像),而图中的6条曲线从上到下对应不同 的噪声.可以看出,无论噪声大小,以0.5(50%)作 为的能量比的分界线是可行的,即能量比*ER*>0.5



图 5 含噪声图像的 HH 系数能量比(*ER*)(a)含小高斯 噪声图像的 *ER*(b)含小椒盐噪声图像的 *ER*(c)含大高 斯噪声图像的 *ER*(d)含大椒盐噪声图像的 *ER*

Fig. 5 The energy rate (ER) HH coefficients for noisy images (a) ER when added small Gaussian noise (b) ER when added small Salt & Pepper noise (c) ER when added large Gaussian noise (d) ER when added large Salt & Pepper noise

时图像受高斯噪声的干扰,能量比 ER < 0.5 时图像 受椒盐噪声的干扰.

表1给出了噪声大小估计结果使用了与图5相 同的含噪图像,其中高斯噪声的方差估计采用了 Donoho和 Johnstone提出的方法, σ 是实际加入图像 中的高斯噪声方差, $\hat{\sigma}$ 是方差的估计值(取 30 幅图 像方差估计值的平均值), std($\hat{\sigma}$)是估计值的标准 差,它表明图像方差估计值的分散程度. 椒盐噪声的 密度估计是在计算 HH 系数方差的基础上由多项式 (9)算出的,d 是实际加入图像中的椒盐噪声密度, \hat{d} 是密度的估计值(取 30 幅图像密度估计值的平均 值), std(\hat{d})是估计值的标准差. 表的上半部分是加 入小噪声时的结果,表的下半部分是加入大噪声时 的结果. 从表1 可以看出,无论是对高斯噪声的方差 估计还是对椒盐噪声的密度估计,都能得到较好的 结果.

表1 图像噪声大小的估计

 Table 1
 The average and the standard deviation of noise estimation

	高斯噪声方差估计			椒盐噪声密度估计		
- σ	$\hat{\sigma}$	$std(\stackrel{\wedge}{\sigma})$	d	$\stackrel{\wedge}{d}$	std(d)	
2	2.6934	3. 6987	2	2.4498	0. 3783	
4	5.2879	2.0060	4	4. 5525	0. 6308	
6	7.0175	1.6381	6	6. 6289	0.8822	
8	9.0314	1. 3957	8	9.0964	1.1380	
10	10. 7363	1.2534	10	9.6437	1.3513	
5	6.2021	1. 6969	5	4.9568	0. 8161	
10	10. 7363	1. 1896	10	9.6437	1.4449	
15	15.7277	0.6715	15	14.2813	1. 9504	
20	20. 5831	0.7235	20	19.0202	2.7044	
25	25.0556	1.0804	25	23.6265	3. 2303	
30	29. 5157	1. 2681	30	28.3160	3. 6841	

4 结论

本文提出了一个基于小波的图像噪声类型识别 与估计的方法,它并不需要全部了解图像的内容,只 要有 HH 子带的统计特性就可以进行,算法具有简 单易于实现等特点.这一研究结果为图像去噪算法 提供了图像噪声的客观定量描述,减少了图像去噪 过程的盲目性,也可用于算法的自动选择与改进、进 一步的工作应当包括两方面:1)研究图像去噪的自 适应算法,即根据噪声类型和大小自动选择不同的 去噪方法以及确定相应的算法参数.2)图像其他噪 声类型的识别与估计.

REFERENCES

- [1] XIE Jie-Cheng, ZHANG Da-Li, WU Wen-Li. Overview on wavelet image denoising[J]. Journal of Image and Graphics (谢杰成,张大力,徐文立.小波图象去噪综述.中国图象 图形学报), 2002, 7A(3): 209-217.
- [2] Rafael C Gonzalez, Richard E Woods. Digital Image Processing(Second Edition)[M]. Beijing: Publishing House of Electron Industry (数字图像处理. 北京:电子工业出版 社), 2002.
- [3] Chang S Grace, Bin Yu, Martin Vetterli. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(9): 1522-1531.
- [4] Meer P, Jolion J, Rosenfeld A. A fast parallel algorithm for blind estimation of noise variance [J]. IEEE Trans. on Pattern Algorithm and Machine Intelligence, 1990, 12 (2): 216-223.
- [5] Zhang Z, BlumRick S. On estimating the quality of noisy images [A]. IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, 1998, 5: 2897-2900.
- [6] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81: 425-455.