

信息隐藏算法中的去噪^{*}

刘九芬¹, 黄达人¹, 王振武²

(1. 中山大学科学计算与计算机应用系, 广东 广州 510275;

2. 中山大学计算机科学系, 广东 广州 510275)

摘要: 指出了信息隐藏算法中去噪的意义和该算法中去噪与一般意义下去噪的不同点, 然后讨论了各种滤波对图像去噪的性能, 最后提出了2种与尺度有关的小波域自适应去噪算法。大量的实验结果和进一步的分析表明: 在信息隐藏算法中, 维纳滤波较具优越性; 均方误差不能作为信息隐藏算法中滤波器去噪性能的度量。

关键词: 信息隐藏; 去噪; 均方误差; 小波; 阈值

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2002) 05-0001-04

1 问题的提出

信息隐藏技术是通过在原始媒体数据中嵌入信息来证实该数据的所有权归属或传输信息本身。近年来随着网络技术的飞速发展, 信息隐藏技术成为多媒体信号处理领域一个活跃的研究方向^[1]。

多媒体数据天然地包含噪声形式的冗余。目前绝大多数的信息伪装方法所遵循的一般原理是把秘密信息放置在信号固有的噪声成分中。如果能够对秘密信息进行某种方式的编码, 使得它与真正的随机噪声不可区分, 则攻击者将没有机会检测到秘密通信。对图像而言, 自然可将秘密信息扩展调制到图像获取过程中固有的噪声中, 然后再加到数字图像中隐藏信息^[2], 如果强度足够低的话, 人眼或计算机分析都无法感觉其存在。为成功地盲解码信息, 也就是检测信息时不需要原始图像, 可通过去噪得到原始图像的一个估计。从伪装图像中减去得到的原始图像的估计, 就可以得到一个调制和扩展的伪装信息的估计。显然去噪性能的好坏直接关系到重构信息错误比特率 BER (Bit Error Ratio) 的多少。因此提高去噪性能以降低信号估计的 BER, 使得高比率纠错码可以被采用, 从而系统载荷得以提高, 无疑是有意义的。注意, 在信息伪装术中隐藏信息与宿主图像没有关系, 宿主图像扮演的惟一角色是掩盖通信的存在。宿主图像的内容对发送者和接收者来说没有价值。因此信息伪装术中的去噪与一般意义上的去噪不同: ①不用考虑去噪后宿主图像的质量; ②噪声功率非常低以致于人眼或计算机

分析都无法感觉其存在; ③去噪的性能用 BER 衡量而不是均方误差 MSE (Mean Square Error)。那么在这种意义下, 哪一种去噪方法比较好呢? 本文对这一问题进行了讨论, 并提出1个与尺度有关的小波域去噪算法。大量的实验结果和进一步的分析表明: 在一般意义下性能优异的小波阈值去噪, 在信息隐藏算法中性能并不太好; 维纳滤波与小波阈值滤波、中值滤波和高斯滤波相比较具优越性。MSE 一直作为一般意义上去噪性能的一个度量。本文特别提出1个与尺度有关的小波域自适应去噪算法, 证明了 MSE 不能作为信息隐藏算法中去噪性能的度量。

2 噪声去除方法评述

去噪问题的根本出发点是要从含噪图像中获得1个原始图像的估计值, 使之尽可能接近原始图像。目前图像去噪的方法主要有空域低通滤波、统计滤波(如维纳滤波)和频域滤波。

空域滤波是在图像空间借助于模板进行邻域操作完成的。经典的有低通滤波和中值滤波。低通滤波是一种空域低通线性滤波法, 中值滤波是一种空域低通非线性滤波法。

维纳滤波也称为最小二乘方滤波, 它是1种图像恢复技术, 是1种统计滤波法。它的原理是使恢复图像和原始图像的均方误差最小。

频域滤波主要有: DFT 滤波、DCT 滤波和小波变换滤波等。小波去噪法, 它是当前小波理论及其应用领域中的1个重要突破, 是小波应用研究的热

* 收稿日期: 2002-01-08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60133020, 60172067, 69975011); 广东省自然科学基金资助项目 (013164)

作者简介: 刘九芬 (1963年生), 女, 副教授; E-mail: liu.jiufen@163.net

点问题。小波滤波方法主要有：模极大值法、阈值滤波法、多小波去噪法等。在各种小波域图像去噪处理中，阈值滤波法因其算法简单和处理过程短而被广泛使用。Donoho 等^[3]已证明：在广泛的函数空间内（如 Besov 和 Triebel 空间等），小波阈值去噪的效果明显优于其它经典的去噪方法（如核估价法、样条平滑法和 Fourier 级数展开法等）。因此本文只讨论小波阈值去噪。

小波阈值去噪算法主要步骤如下：

- (1) 对给定的图像选择小波、确定分解次数、进行小波变换。
- (2) 对小波系数应用软阈值函数和硬阈值函数进行滤波。

$$\begin{aligned} \text{硬阈值函数: } \theta(x, t) &= \begin{cases} x & |x| > t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \\ \text{软阈值函数: } \theta(x, t) &= \begin{cases} x-t & x > t \\ 0 & |x| \leq t \\ x+t & x < -t \end{cases} \end{aligned}$$

- (3) 由经过处理后的小波系数重构，得到去噪后的图像。

特别需要注意的是，阈值 t 的选择是至关重要的。过大的阈值会造成一些重要的信号系数丢失，过小的阈值则会残留过多的噪声。

若所有尺度上均使用同一个阈值，则称为固定阈值法。固定阈值法根据所用的阈值函数不同，又分为软固定阈值法和硬固定阈值法 2 种。Donoho^[4]讨论了阈值的选取方法，从理论上给出并证明了在均方误差极小—极大意义下的阈值 VisuShrink 为： $t = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ ，其中， σ 为噪声的标准方差， N 为信号的长度，本文中 N 的意义均同。

3 与尺度相关的自适应小波去噪法

本文利用小波图像系数的分布规律，就信息隐藏算法和证明 MSE 不能作为信息隐藏算法中滤波器去噪性能的度量，分别提出了一种与尺度相关的自适应小波去噪法。

3.1 小波系数特点

我们知道，白噪声在小波变换后各个子带中分布规律相同，而各个子带中相应位置的小波系数之间没有相似性。但从多分辨分析的角度考虑小波图像的各个频带时，这些频带之间并不是纯粹无关的。对于各个高频带，由于它们是图像同一个边缘、轮廓和纹理信息在不同方向、不同尺度和不同分辨率下由粗到细的描述，它们之间存在着一定的关系：小波系数的幅值随着尺度的减小而衰减，即使图像函数有奇异点，只要在奇异点的邻域里振荡

不激烈。若图像函数 $f(x, y)$ 在 (x_0, y_0) 邻域内具有 Lipschitz α 连续，则存在 $A \geq 0$ ，使得尺度为 2^j 、位于 (p, q) 的小波系数的幅值有^[5]

$$|a_j(p, q)| \leq A 2^{j(\alpha+1)}$$

因此小波系数的幅值随着尺度的减小而衰减。振荡模型不具有这个性质，幸而振荡模型在实际图像中不常遇到。基于零树的编码^[6]正是利用这个性质而获得了极大成功。

3.2 信息隐藏算法中的去噪

由 3.1 可知，经过小波分解把一个图像分成了若干级，级高者包含信号能量多对重构图像重要，级低者包含信号能量少对重构图像不重要。因而这里对尺度大的子带取较小的阈值，以多保留信号，对尺度小的子带取较大的阈值，以多去掉噪声。由于低频带的重要性，本文算法都不处理它。

算法 1：

- (1) 初始阈值 $t_0 = \sigma \sqrt{2 \ln N}$ 。
- (2) 第 j 级阈值 $t_j = \alpha^{-1} t_0$ ，其中 $\alpha < 1$ 是调整因子， $j=1, \dots, J$ ， J 是小波分解的级数。
- (3) 除低频系数外，对不同的层次系数，取 (2) 的阈值分别用软阈值函数处理。

根据大量的实验表明， $\alpha=1/2$ 对不同类的图像有较好的稳健性。

3.3 证明 MSE 不是很好去噪度量的算法

基于 3.2 同样的道理，这里首先应用算法 1。同时由 3.1 还可知，各级间小波系数幅值分布具有相似性，可由上一级的小波系数预测下一级的小波系数。本文用较大尺度的小波系数来预测比它小 1 个尺度的 4 个孩子所含信号的强弱。父结点与子结点的位置关系为：除低频带外，若父母的位置为 (i, j) ，则它 4 个孩子的位置为 $(2i, 2j)$ 、 $(2i, 2j+1)$ 、 $(2i+1, 2j)$ 、 $(2i+1, 2j+1)$ 。事实上，图像经小波变换后，空间域上的每个像素块对应小波变换域中的几个块，分别可由 1 棵四叉树表示其位置关系，称这种四叉树为小波子树。小波子树树根在低频带，对应于同一空间位置的相同方向、不同尺度的小波系数成为它的孩子，细节见文 [6]。

若父结点的小波系数较小，由 3.1 可知，它的子结点的小波系数也较小，可以在给予结点进行阈值滤波时所设的阈值小一点，以保护弱小的系数。由于小波图像的高频系数服从 Laplacian 分布^[7]，所以大部分小波系数都很小。由于保护了小系数，使得 MSE 减小。由此而来的是噪声也有一定的保留，导致 BER 升高。需要说明的是，本文的阈值取法同文 [8] 相反。

算法 2：

(1) 初始阈值 $t_0 = \sigma \sqrt{2 \ln N}$.

(2) 按小波子树的父子关系调整阈值。第 j 级每个系数的阈值由下式确定:

$$t_j = \begin{cases} \left(\frac{1}{2}\right)^{j-1} t_0 & \sqrt{f/m} \geq 2 \\ \left(\frac{1}{2}\right)^j t_0 \sqrt{f/m} & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $j=1 \dots J$ (J 是小波分解的级数), m 为父结点所在的(方向)子带的小波系数的幅值的平均值, f 为父结点的小波系数的幅值。

实际上, 当父结点的小波系数较小, 即 $\sqrt{f/m} < 2$, 则将子结点的阈值为算法 1 的阈值乘以调整因子 $0.5 \sqrt{f/m}$; 否则为算法 1 的阈值。

(3) 除低频系数外, 对不同的层次系数, 取 (2) 的阈值分别用硬阈值函数处理。

4 实验结果与结论

本文选用“Lena”、“Pepper”、“Boat”、“Couple”、“Baboon”共 5 个 $256 \times 256 \times 8$ bits 的标准图像为实验图像。把 1 076 个字符经 (61, 8) 的 BCH 编码后, 变成长度为 256×256 的信息比特调制到白噪声上, 然后加到图像上。前 4 个图像的噪声方差为 1.8, 含噪图像的 PSNR 基本上为 42.9 dB。纹理比较复杂的“Baboon”的噪声方差为 4.5, PSNR 为 35.1 dB。所有含噪图像同原始图像无视觉差异。在小波去噪算法中, 选择消失距为 4 的 Db4 和消失距为 8 的 Db8 正交小波, 对图像分解 2 级和 3 级。限于篇幅, 仅给出实验结果见表 1 和表 2。

表 1 应用 Db4 图像分解 3 级

Tab 1 Images decomposed into 3 levels using base Db4

图像	中值滤波	维纳滤波	高斯滤波	软固定阈值	硬固定阈值	本文算法 1	本文算法 2	
Lena	MSE	5.48	3.94	7.54	3.51	2.57	2.33	2.02
	BER	34.98	32.40	43.64	35.13	34.21	33.71	42.61
	NUM	22 506	21 270	28 642	23 062	22 459	22 127	27 972
Boat	MSE	10.21	6.45	10.93	5.20	3.03	4.50	2.13
	BER	37.98	38.35	44.61	39.18	39.44	38.50	47.00
	NUM	24 930	25 170	29 282	25 717	25 889	25 269	30 850
Pepper	MSE	6.83	4.91	9.17	5.10	3.34	4.32	2.16
	BER	39.11	39.02	42.72	40.52	41.24	39.59	46.78
	NUM	25 674	25 615	28 042	26 596	27 069	25 989	30 709
Couple	MSE	5.14	3.83	6.21	4.38	2.85	3.63	2.06
	BER	35.12	34.63	35.54	36.88	36.25	35.44	43.49
	NUM	23 054	22 731	23 332	24 205	23 797	23 265	28 550
Baboon	MSE	17.77	12.48	16.44	13.01	8.50	11.28	5.44
	BER	39.22	39.13	40.83	40.36	41.02	39.41	45.33
	NUM	25 741	25 685	26 802	26 491	26 926	25 912	29 754

表 2 应用 Db8 图像分解 2 级

Tab 2 Images decomposed into 2 levels using base Db8

图像	中值滤波	维纳滤波	高斯滤波	软固定阈值	硬固定阈值	本文算法 1	本文算法 2	
Lena	MSE	5.48	3.94	7.54	4.00	2.56	3.45	1.98
	BER	34.98	32.40	43.64	34.98	34.32	33.64	41.52
	NUM	22 506	21 270	28 642	22 958	22 530	22 079	27 254
Boat	MSE	10.21	6.45	10.93	5.11	3.06	4.59	2.15
	BER	37.98	38.35	44.61	39.10	41.13	38.88	46.40
	NUM	24 930	25 170	29 282	25 663	26 339	25 524	30 459
Pepper	MSE	6.83	4.91	9.17	4.97	3.32	4.41	2.17
	BER	39.11	39.02	42.72	40.61	41.54	40.10	46.12
	NUM	25 674	25 615	28 042	26 655	27 267	26 324	30 265
Couple	MSE	5.14	3.83	6.21	4.19	2.84	3.66	2.00
	BER	35.12	34.63	35.54	36.32	36.44	35.60	42.29
	NUM	23 054	22 731	23 332	23 841	23 916	23 365	27 756
Baboon	MSE	17.77	12.48	16.44	12.44	8.46	11.20	5.39
	BER	39.22	39.13	40.83	40.06	41.52	39.53	45.11
	NUM	25 741	25 685	26 802	26 294	27 256	25 949	29 608

表中 MSE 表示原始图像同恢复图像的均方误差, NUM 表示恢复的信息在纠错解码之前的错误比特数, BER 表示恢复的信息在纠错解码之前的错误率。当然这里的 BER 都很高, 这在一定程度上是由于嵌入的噪声功率太低, 出现了信息的误判。有办法可解决这个问题, 详见文[2]。这里, 为了简单起见, 不用这种技术。

从实验结果可以看出, 本文算法 1 优于 Donoho 等的软固定阈值去噪算法和硬阈值去噪算法, 也优于高斯滤波, 性能略略低于维纳滤波和中值滤波。从实验结果同时可以看出, 维纳滤波性能最优, 小波阈值去噪性能不太好。

从实验结果也可以看出, 本文算法 2 的 MSE 最小但 BER 值最高。因此 MSE 不能用来判定这类问题去噪性能的优劣。一般说来, Donoho 等的软、硬固定阈值去噪算法的 MSE 低于维纳滤波和中值滤波, 但 BER 值却高过它们。从表中 MSE 和 NUM 的数值可以看出, 即尽管原始图像和小波滤波之间的误差很小, 但出现很频繁。维纳滤波器的偶然误差会更大一些, 但不常出现。所以, 维纳滤波器能对估计嵌入信号提供更好的检测结果。因此, MSE 不能用来作为信息隐藏算法中滤波器去噪性能的度量。

小波阈值去噪, 对隐藏信息而言性能不太好。这是因为: 小波图像的高频系数服从 Laplacian 分布, 所以大部分小波系数都很小。在信息隐藏算法中, 由于噪声的功率很低, 而高斯白噪声经小波变换后, 仍然是高斯白噪声, 幅值也基本不变, 从而噪声

的小波系数幅值也很小, 从而同小波系数不好区分, 因而不能精细去噪。本文算法 2 就是进一步利用这种特点, 从而使得它 MSE 最小但 BER 值最高。

参考文献:

- [1] PETITCOLAS F, ANDERSON R, KUHN M. Information hiding—a survey[J]. Proc IEEE, 1999, 87(8): 1062—1078.
- [2] MARVEL L M, BONCLET C G, RETTER C T. Reliable blind information hiding for images. In Proceedings of the Second International Workshop on Information Hiding[J]. Lecture Notes in Computer Science, Springer, 1998, 1525: 48—61.
- [3] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425—455.
- [4] DONOHO D L. De-noising by soft thresholding[J]. IEEE Trans Infom Theory, 1995, 41(3): 613—627.
- [5] MALLAT S, ZHONG S. Characterization of signals form multiscale edges[J]. IEEE Trans Patt Recog and Mach Intell, 1992, 14(7): 710—732.
- [6] SHAPIRO J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1993, 41(12): 3445—3462.
- [7] MAILLAT S. Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models[J]. IEEE Trans on ICASSP, 1989, 37(12): 2091—2110.
- [8] 殷瑞祥. DCT 快速新算法及滤波器结构研究与子波变换域图像降噪研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2001: 75—76.

Denoising in Information Hiding Algorithms

LIU Jiu fen¹, HUANG Da ren¹, WANG Zhen wu²

(1. Department of Scientific Computing and Computer Applications,
Sun Yat sen(Zhongshan) University, Guangzhou 510275, China;

2. Department of Computer Science, Sun Yat sen(Zhongshan) University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: The significance of denoising in hiding information algorithms, and the difference between denoising in these algorithms and denoising in general are pointed out. The denoising abilities of some filters are discussed. Two wavelet level dependent thresholding schemes are proposed. Experiments and analysis show that, for hiding information algorithms, the Winner filtering is superior to other filterings, while mean square error can not be a measurement.

Key words: information hiding; denoising; mean square error; wavelet; threshold