

小波域内的盲水印提取

潘 蓉

(西安电子科技大学计算机外部设备研究所, 西安 710071)

摘 要 在对水印嵌入位的假设检验基础上, 提出了一种盲水印的逐位提取模型, 并在小波域得到了实现. 为平衡水印的不可见性和鲁棒性, 根据图像小波域的特征, 并利用上下文建模的方法为每个高频小波系数确定不同的水印幅度, 从而使水印的嵌入强度依图像的特征而变化. 由于水印提取的结果在很大程度上依赖于图像小波系数的统计分布模型, 因此小波域中的系数建模采用了广义高斯分布, 并使用极大似然法估计参量. 实验表明, 该方法具有良好的鲁棒性.

关键词 数字水印; 小波域水印处理; 盲提取; 广义高斯分布; 上下文建模

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

0 引言

数字水印技术主要分为嵌入和提取(或检测)两部分, 其中后者是水印技术的一个极其重要的组成部分, 因为数字水印技术的关键之处就在于能否正确有效地提取(或检测)出嵌入到图像中的水印信息, 这在证明数字图像的合法所有权方面起着非常重要的作用. 即使水印的嵌入过程是成功的, 但是如果水印不能被可靠地提取(或检测)出来, 那么所有的嵌入工作都是徒劳的. 因此, 一种水印技术是否有效, 它的提取(或检测)算法非常关键. 为了解决这个问题, 人们提出了盲检测^[1,2]和非盲检测^[3]的方法. 非盲检测中允许使用原始图像, 因此可以获得较高的鲁棒性. 然而在实际应用中, 由于原始图像的不可获得以及一些实时性要求, 需要使用盲检

测, 而且一些学者认为在水印检测中不使用原始图像是解决版权问题的前提. 因此盲检测具有更加广阔的应用前景. 但是由于盲检测只能判断无意义水印是否存在, 并不能准确提取出水印序列, 这使它的适用范围受到一定的限制, 因此本文重点研究无意义水印的盲提取, 提出了一种盲水印提取模型. 它是一种基于统计判决原理的提取方法, 需要对图像小波域系数的分布建立统计模型, 而且能提取出真正的水印信号, 得到直观的效果. 另外在水印嵌入时利用了人类视觉系统(Human Visual System, HVS)特性, 使水印具有适应性以保证水印的不可见性和鲁棒性.

1 盲水印提取模型

水印嵌入和提取的大致步骤如图 1.

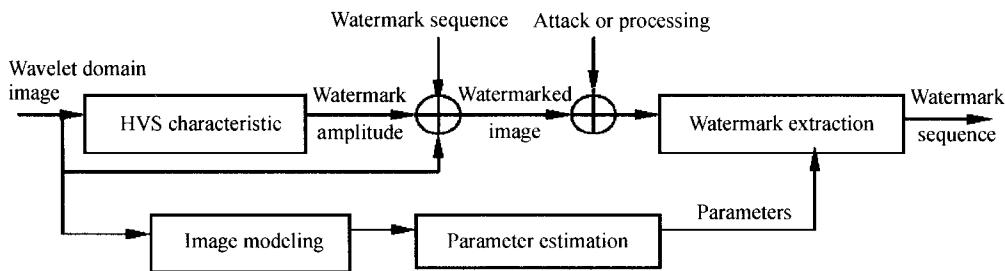


图 1 水印的嵌入与提取过程

Fig. 1 The embedding and extraction of the watermark

在嵌入过程中, 通过对图像小波系数的改变来加入水印, 水印由二值 0, 1 序列组成. 一个水印比特位可以利用多重嵌入思想重复嵌入 N 次, 以提高鲁棒性. 在检测水印时, 从这相应的 N 个嵌入位置中提取出一个水印位. 对所有的嵌入位置作同样的操作, 就可以逐位提取出所有的水印位. 首先将水印的多重嵌入过程表示为

$$\begin{aligned}
 H_1: x'_i &= x_i + l_i = f_1(x_i) \\
 H_0: x'_i &= x_i = f_0(x_i) \quad (i=1, 2, \dots, N)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

那么水印的提取过程就成为了一个二元假设检验问题, H_1 表示嵌入的是 1, H_0 表示嵌入的是 0. 式中 x_i 表示图像小波域的系数值, l_i 表示水印的幅值, x'_i 就是改变后的小波系数值. 设定似然比 $I(x')$ 为^[4]

$$I(x') = \frac{P(H_1 | x')}{P(H_0 | x')} = \frac{pdf(x' | H_1)P(H_1)}{pdf(x' | H_0)P(H_0)} \tag{2}$$

这里 $P(H_1|x')$ 和 $P(H_0|x')$ 分别表示在给定 x' 的情况下提取出 1 和 0 的概率, $pdf(x')$ 表示概率密度函数. 根据二元假设检验, 决策准则为

$$I(x') \geq 1 \tag{3}$$

如果式(3)成立, 则 H_1 为真, H_0 为假; 否则 H_1 为假, H_0 为真. 假定两个假设的先验概率相等(即 $P(H_1)=P(H_0)$), 并且这 N 个信号的选择是随机的, 那么 x_i 在条件 $H_1(H_0)$ 下是相互独立的, 式(2)变为

$$I(x') = \prod_{i=1}^N \frac{pdf(x'_i|H_1)}{pdf(x'_i|H_0)} \tag{4}$$

为了简化计算, 使用对数似然比 $L(x') = \ln I(x')$ 来代替 $I(x')$. 这样, 极大似然检验改写为

$$L(x') = \sum_{i=1}^N \ln pdf(x'_i|H_1) - \sum_{i=1}^N \ln pdf(x'_i|H_0) \geq 0 \tag{5}$$

由于式(1)中的两个函数都是一一对应的, 那么其反函数存在, 可得不同假设下的 $pdf(x'_i)$ 为

$$pdf(x'_i|H_k) = pdf_X[f_k^{-1}(x'_i)] \cdot [df_k^{-1}(x'_i)/dx'_i] \quad (k=0, 1) \tag{6}$$

即

$$\begin{cases} pdf(x'_i|H_1) = pdf_X(x'_i - m_i) \\ pdf(x'_i|H_0) = pdf_X(x'_i) \end{cases} \tag{7}$$

式中 $pdf_X(x)$ 表示原始图像的概率密度函数, 因此式(5)可改写为

$$L(x'_i) = \sum_{i=1}^N \ln pdf_X(x'_i - m_i) - \sum_{i=1}^N \ln pdf_X(x'_i) \geq 0 \tag{8}$$

如果式(8)成立, 则接受 H_1 , 即这 N 个位置中嵌入的是 1; 否则接受 H_0 , 提取出 0.

由上面的分析可以看出, 要想成功地提取出图像中所含有的水印信息, 必须能够比较准确地估计图像小波系数的概率密度, 这是水印提取成功与否的关键所在.

2 小波域中的盲水印提取

2.1 小波系数的建模

在小波域, 图像各个高频子带内的系数大多集中在零值附近, 具有脉冲型长拖尾的统计分布. Mallat 将小波高频子带系数模型化为零均值的广义高斯分布^[5], 其概率密度函数为

$$pdf(x) = \frac{\nu a(\nu)}{2\sigma\Gamma(1/\nu)} \exp\{-[a(\nu)|x/\sigma|]^\nu\} \tag{9}$$

其中 $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$ 是 Gamma 函数, $a(\nu) = \sqrt{\frac{\Gamma(3/\nu)}{\Gamma(1/\nu)}}$, σ 为标准差, 正实数 ν 为形状参量. ν 越

小, 广义高斯分布函数的形状就越尖锐, 拖尾也越长. 当 $\nu=1$ 时, $pdf(x)$ 退化为拉普拉斯分布, 而 $\nu=2$ 时, $pdf(x)$ 为高斯分布.

对于不同的高频子带, 形状参量 ν 和标准差 σ 的取值不同. 对它们的参量估计可以采用极大似然估计法, 表达式为

$$\frac{\Gamma'(1/\nu+1) + \ln(\nu)}{\Gamma(1/\nu+1)} + \frac{1}{\nu^2} \ln\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|^\nu\right) - \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|^\nu \ln|x_i|}{\nu \sum_{i=1}^n |x_i|^\nu} = 0 \tag{10}$$

$$\nu \sum_{i=1}^n [a(\nu)|x_i|]^\nu \sigma^{-\nu-1} - \frac{n}{\sigma} = 0 \tag{11}$$

从式(10)求解出的根 $\hat{\nu}$ 即为形状参量 ν 的估计, 但是从该式很难求出确切的解析表达式, 只能采用数值方法求解 $\hat{\nu}$, 然后代入式(11)得到标准差的估计为

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{\hat{\nu}}{n} \sum_{i=1}^n [a(\hat{\nu})|x_i|]^{\hat{\nu}}} \tag{12}$$

这样, 在不同的高频子带利用不同的广义高斯分布参量 $\hat{\nu}$ 和 $\hat{\sigma}$, 就可以描述小波系数的概率分布.

2.2 水印幅度的确定

图像经小波变换后的最低频子带是图像的平滑部分, 集中了图像的绝大部分信息, 也是视觉重要部分. 将水印嵌入这一部分虽然能够在一定程度上提高鲁棒性, 但是会导致图像质量的退化, 并使水印的透明性大大降低. 基于水印的隐蔽性考虑, 本文将水印嵌入图像的高频部分. 另外, 在小波域中, 水印的嵌入需要考虑小波系数的局部统计特性, 以便确定针对每个小波系数的水印幅度, 并使水印幅度自适应于图像的空间特性.

借助图像编码的做法, 将每个高频子带系数看成是一个符合零均值广义高斯分布的随机变量, 其参量未知且在空间上缓慢变化. 此时的广义高斯分布是针对局部小波系数而言的. 水印幅度利用标准差 σ_{mm} 来决定, 这是由于 σ_{mm} 的大小可以很好地区分平坦区域和非平坦区域. 即在边缘与纹理区域, σ_{mm} 的值较大; 而在平坦区域, σ_{mm} 的值较小. 因此 σ_{mm} 可以很好地反映小波系数的局部空间视觉特性. σ_{mm} 的估计是在图像高频子带的局部邻域中进行的, 可以用上下文建模的方法来估算^[6].

通常, 一个系数的上下文可以由与其有因果关系的邻域的绝对值加权平均来估算. 考虑位于一个具有 M^2 个系数的子带上的小波系数 x_{mm} . 将 x_{mm} 看成一个广义高斯分布的随机变量, 其方差可按如下方式进行估算. 在同一子带上选择 x_{mm} 周围的八个

系数值,再加上低一级分辨率子带在相同方向上的父系数 $x_{m/2,n/2}$,这九个系数构成 x_{mn} 的一个邻域. 将这九个系数的绝对值按 9×1 构成一个向量 r_{mn} , 则当前系数的上下文值 c_{mn} 为

$$c_{mn} = k^T r_{mn} \tag{13}$$

权值 k 可以利用最小二乘估计求得. 定义代价函数

$$Z(k) = \sum_{m,n} (|x_{mn}| - k^T r_{mn})^2 = (X - Rk)^T (X - Rk) \tag{14}$$

式中 R 是 $M^2 \times 9$ 的矩阵,矩阵的每一行是 r_{mn}^T , X 是由 x_{mn} 组成的 $M^2 \times 1$ 的向量. 上式对 k 求导,并令结果等于零,得

$$\hat{k} = (R^T R)^{-1} R^T |X| \tag{15}$$

由式(13)和式(15)可求出当前子带各个系数的上下文值. 对于任一给定的 $x_{m_0 n_0}$, 其方差可由式(16)估计

$$\sigma_{m_0 n_0}^2 = \frac{1}{2d+1} \sum_{k,l \in B_{m_0 n_0}} x_{kl}^2 \tag{16}$$

式中 $B_{m_0 n_0}$ 是由 $\{x_{mn}\}$ 组成的系数集合,集合中任一 x_{mn} 的上下文值 c_{mn} 均落在上下文值排序集合中以 $c_{m_0 n_0}$ 为中心、长度为 $2d+1$ 的滑动窗里. 滑动窗的长度不能太大或太小,太大会破坏窗的局部性,而太小则方差估计的不准确. 这里 $d = \max(50, 0.02 \times M^2)$. 按式(16)即可求出当前子带各个系数的方差,从而得到相应标准差的估计值.

对得到的标准差做如下计算

$$\sigma'_{mn} = \alpha \times \frac{\sigma_{mn} - \min(\sigma_{mn})}{\max(\sigma_{mn}) - \min(\sigma_{mn})} \tag{17}$$

式中, σ_{mn} 表示坐标为 (m, n) 的高频子带小波系数的标准差, $\min(\sigma_{mn})$ 和 $\max(\sigma_{mn})$ 分别是标准差的最小值和最大值, α 为拉伸因子,用于控制水印的添加强度. 将 σ'_{mn} 作为水印幅度 l_i 按照式(1)嵌入到图像小波域的各高频子带的系数中,就完成了水印的嵌入过程.

3 实验结果

实验中取大小为 256×256 的 256 级灰度图像 Lena 作为原始图像(如图 2),水印是由随机数发生器产生的 256 位 0,1 随机数序列,并且为了满足两个假设的先验概率相等的条件,需要水印的 0,1 个数相等. 在水印嵌入过程中,将图像做两级小波变换,选择除低频子带外的高频子带中的小波系数作为嵌入对象,并根据每个小波系数的标准差的不同来确定水印幅度,同时可以计算出每一个水印位会嵌入 240 次. 图 3 显示了含水印图像.



图 2 Lena 图像
Fig. 2 Lena image



图 3 含水印图像(PSNR=46.36 dB)
Fig. 3 Watermarked image(PSNR=46.36 dB)

在检测水印时,水印的每一位通过提取公式(8)得到. 实验中对含水印图像进行了压缩、加噪和滤波等处理,处理过程使用软件 Photoshop6.0 进行.

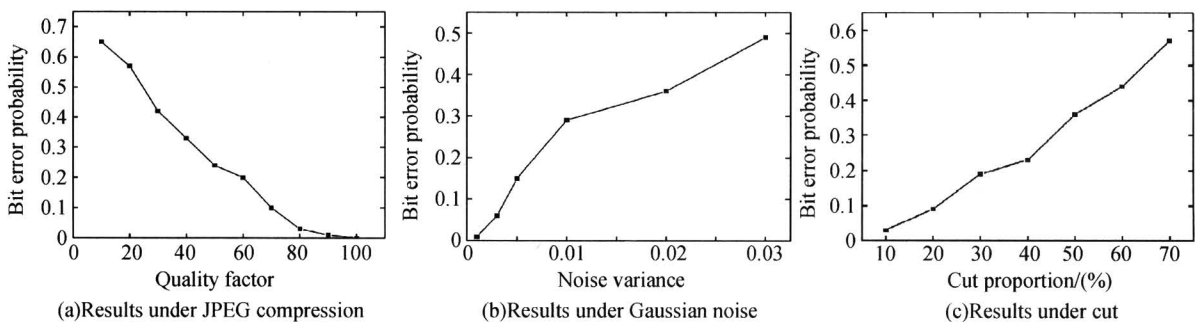


图 4 遭受不同处理的水印提取结果
Fig. 4 Extraction results under different operation

表1 滤波处理后的误码率

滤波处理	参量	PSNR/dB	误码率	有无水印
中值滤波	3×1(滤波器尺寸)	39.58	0.12	有
	3×3	35.12	0.24	有
	5×1	29.42	0.31	有
	5×5	24.56	0.37	有
锐化	一般锐化	36.84	0.22	有
	边缘锐化	39.97	0.13	有
	强锐化	29.06	0.33	有

实验结果如图4和表1. 含水印图像经历一些处理、变换或攻击后, 提取出的水印将不会与嵌入的水印完全相同, 误码率总是存在的. 因此需要给出一个判决标准, 来判定水印是否存在. 实验中设定, 如果误码率小于某一阈值(比如0.4), 那么确定该图像中含有指定的水印, 否则认为水印不存在. 从图表中可以看出, 在图像处理操作对图像的影响比较小的时候, 水印都可以成功地提取出来, 但是当影响较大的时候, 水印提取就会出现较多错误.

4 结论

本文在对水印嵌入位的假设检验基础上, 提出了一种盲水印提取模型, 并在小波域中进行了实现. 该模型的关键在于对图像小波域系数的概率分布进行建模, 良好的模型可以获得更好的水印提取性能. 同时在嵌入时考虑了HVS特性, 使水印幅度自适

应于图像的局部空间特性, 从而使算法更加完善. 该方法同样可以在其它域中使用, 如空域、DCT域和DFT域等. 另外, 嵌入的水印是一组伪随机数, 难于被他人仿造, 同时提取算法不需要原始图像的参与, 这有利于保护原图像的安全.

参考文献

- 1 潘蓉, 高有行. 一种自适应的盲水印方法. 光子学报, 2002, **31**(9): 1146~1150
Pan R, Gao Y X. *Acta Photonica Sinica*, 2002, **31**(9): 1146~1150
- 2 李媛媛, 许录平. 矢量图形中基于小波变换的盲水印算法. 光子学报, 2004, **33**(1): 97~100
Li Y Y, Xu L P. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(1): 97~100
- 3 许艳杰, 许录平. 一种基于图像融合的数字水印方法. 光子学报, 2002, **31**(6): 739~742
Xu Y J, Xu L P. *Acta Photonica Sinica*, 2002, **31**(6): 739~742
- 4 Chen T P, Chen T. A framework for optimal blind watermark detection. ACM Multimedia 2001 Workshop on Multimedia and Security: New Challenges, Ottawa, Canada, October 2001
- 5 Mallat S G. Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models. *IEEE Transactions on ICASSP*, 1989, **37**(12): 2091~2110
- 6 Hu Y, Kwong S. Wavelet domain adaptive visible watermarking. *Electronics Letters*, 2001, **37**(20): 1219~1220

Blind Image Watermarking Extraction In DWT Domain

Pan Rong

Research Institute of Peripherals, Xidian University, Xi'an 710071

Received date: 2005-06-29

Abstract Based on the hypothesis testing of the watermark bits, a model of the blind watermark extraction is presented and implemented in the wavelet domain, which can extract the watermark bit by bit. To balance the imperceptibility and robustness of the watermark, the wavelet features of the image and the context modeling method are utilized to determine the variable watermark amplitude for every high frequency wavelet coefficient. So the embedding density of the watermark is adaptive to the image features. The watermark extraction results are dramatically based on the distribution model of the image's wavelet coefficients, thereby the wavelet coefficients are modeled as a general gauss distribution, and the parameters are estimated by the maximum likelihood method. A series of experimental results show that the method is robust.

Keywords Digital watermarking; Wavelet domain watermarking; Blind extraction; General gauss distribution; Context modeling



Pan Rong was born in 1975 in Shaanxi Province, China. She received B. S. degree in the Department of Computer from Xidian University in 1997. She studies for Ph. D. degree in Xidian University now. Her research interests include computer graphics, image processing and digital watermarking technique.