

Wavelet 变换域的水印盲检测研究

朱香卫

ZHU Xiang-wei

南京铁道职业技术学院 苏州校区,江苏 苏州 215031

Suzhou Campus, Nanjing Institute of Railway Technology, Suzhou, Jiangsu 215031, China

ZHU Xiang-wei. Survey of watermarking blind detection on Wavelet transformation domain. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(5): 86-88.

Abstract: This paper carries out the statistical analysis to the Wavelet transformation's high frequency coefficient. The conclusion is that the Wavelet transformation's high frequency coefficient conforms to the generalized Gaussian distribution, and conducts the estimation of marginal distribution and joint distribution of Wavelet coefficients via the method of maximum likelihood estimator. A watermarking blind detection frame on the Wavelet transformation domain is proposed. Experiments prove that Watermarking detector has a good detection performance based on the Wavelet transformation domain.

Key words: digital watermarking; Wavelet transformation; generalized Gaussian distribution; blind detection

摘要:对 Wavelet 变换的高频系数进行统计分析,得出的结论是 Wavelet 变换的高频系数符合广义高斯分布,采用极大似然估计的方法对 Wavelet 变换系数的边缘分布和联合分布进行拟合,提出了一种 Wavelet 变换域水印盲检测框架。实验证明 Wavelet 变换域所提出水印检测器具备了良好的检测性能。

关键词:数字水印; Wavelet 变换; 广义高斯分布; 盲检测

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.05.026 文章编号: 1002-8331(2010)05-0086-03 文献标识码: A 中图分类号: TP309.2

1 引言

数字水印技术是近年来信号处理和信息安全领域的研究热点之一,用于版权认证的数字水印技术应满足安全性、鲁棒性和不可见性。从数字水印算法实现的角度来讲,水印的算法可以分为两类:空间域的方法和变换域的方法。从目前的研究趋势来看,变换域的方法在解决版权纠纷和盗版跟踪等问题上日趋频繁^[1]。

提出的水印盲检测算法是基于 Wavelet 变换域的, Wavelet 变换的高频子带系数分布符合广义高斯分布 GGD (Generalized Gaussian Distribution), 应用统计推断理论, 将水印检测问题转化为二元假设检验问题, 研究了 Wavelet 变换的高频系数的 GGD 概率密度函数参数的估计来设计水印检测器。当嵌入水印的图像遭受多种攻击后, 盲水印检测算法却可以很容易地检测水印的存在, 这充分说明文中所提出的盲水印检测器具有良好地检测水印的性能。

2 Wavelet 变换

小波变换是近年来发展起来的一种崭新的时频分析方法, 它在频域和时域同时具有良好的局部化特征。小波变换的基本实现思想是对信号进行细致的频率分离即多分辨率变换。对图像进行小波变换后, 图像被变换成低频域(代表图像的概貌)和高频域(代表图像的细节)两部分, 并且, 高频域可以分为代表

图像水平分量的 HL, 代表垂直分量的 LH 和代表图像对角方向分量的 HH 三部分区域。如果对低频区域再进一步进行小波变换, 则低频区域将按照上述原则递归生成更高一级的低频和高频区域^[2]。如图 1 为 Lena 图像进行三级小波变换示意图。

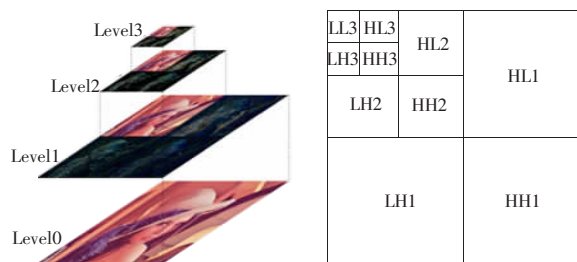


图 1 Lena 图像进行三级小波变换

图像经过小波变换后, 图像被分解为具有不同空间频率结构的小波子带图像。大量的研究表明, 人眼在处理图像信号时, 将图像滤波成若干的子带信号, 它们占据不同的频率范围, 即图像在 HVS 中被认为是由许多不同频率范围的信息组成。HVS 在不同频带范围对不同方向纹理细节信号等表现出不同的灵敏度, 小波变换的多分辨率分析具有和人眼视觉特性相匹配的特点。其特征为: 人眼对反映局部结构的边缘和轮廓(高频成分)十分敏感; 对低频成分表现出较低的灵敏度。如图 2 为 512×512 的 Peppers 图像进行 2 层小波分解。

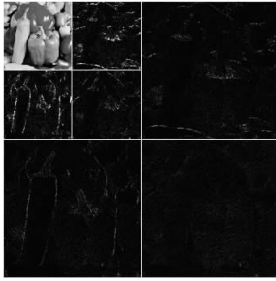


图2 Peppers 图像二层 Wavelet 变换

3 Wavelet 系数的数学统计模型

建立准确的 Wavelet 系数数学统计模型是设计最优的水印检测器的基础。

对 Peppers 图像(512×512)进行如图 2 所示的二层 Wavelet 变换,显示 Peppers 图像第一层 Wavelet 变换的三个方向水平、垂直、对角子带系数分布直方图如图 3 所示。

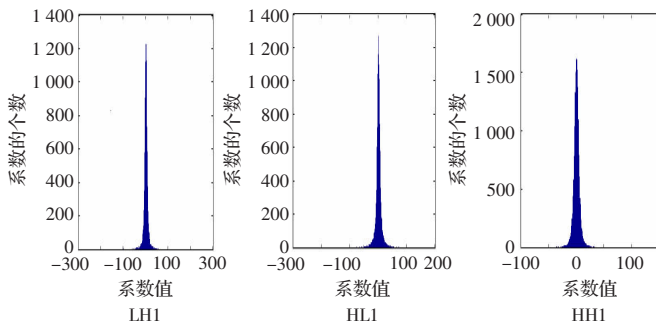


图3 第一层 Wavelet 三个方向子带系数直方图

Peppers 图像(512×512)小波变换的第二层的水平、垂直、对角系数直方图与图 3 相似。

从图 3 可以得出如下结论:在幅值为零处有高尖峰,尖峰两侧有长拖尾现象,即方向子带的大部分系数的幅值为零,只有少量大幅值的系数。所以 Peppers(512×512)图像的 Wavelet 变换各层三个方向子带系数符合广义高斯分布 GGD,方向子带系数的均值为 0。这一结论为在 Wavelet 变换域下嵌入水印的盲检测奠定了理论基础。

广义高斯分布的概率密度函数具有如下形式^[3]:

$$p(x; \mu, \nu) = \frac{\nu}{2\mu\Gamma(1/\nu)} \exp(-|x|/\mu)^\nu \quad (1)$$

式中 μ 为 GGD 的尺度参数,它取决于随机变量的标准差,用来控制 $p(x, \mu, \nu)$ 的宽度; ν 为 GGD 的形状参数,用来控制 $p(x, \mu, \nu)$ 的形状;当 $\nu=1$ 和 $\nu=2$ 时,GGD 分别称之为拉普拉斯分布和高斯分布。当 $0 < \nu < 1$ 时则为重尾分布,当 $\nu \rightarrow 1$ 时则可以近似为逼近均匀随机分布。 $\Gamma(x)$ 为伽玛函数: $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{x-1} dt$ 。

4 水印盲检测算法

由于水印的乘嵌入方式能充分利用人的感知掩蔽特性,且是图像内容自适应的。因此,水印的乘嵌入模式具有良好的应用前景。将水印以乘嵌入方式嵌入到符合广义高斯分布的 Wavelet 变换域高频系数之中,以获得水印在鲁棒性和不可感知性两方面较好的结果。

根据人类视觉系统(HVS)的照度掩蔽特性和纹理掩蔽特性可知:背景亮度越高,纹理越复杂,人类视觉对其轻微的变换

就愈不敏感^[4]。方差的大小反映了块的平滑程度。当方差较大时,则认为块包含着较为复杂的纹理或边缘。为了解决在鲁棒性和不可感知性矛盾,将水印信息嵌入到方差最大的高频子带中。

水印的乘嵌入规则如下:

$$y_i = x_i(1 + \kappa w_i), \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为选取的原始系数符合广义高斯分布变换域方差最大的高频子带前 n 个大系数序列, $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 为嵌入的水印信号,它与 X 相互独立, w_i 为 $-1, 1$ 区间上均匀分布且彼此独立的零均值元素, K 为水印嵌入的强度因子, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 是嵌入水印后的符合广义高斯分布变换域系数序列。

Hernandez 等人^[5]提出了基于广义高斯分布(GGD)模型的 DCT 变换域加嵌入水印的检测方法;Barni 等人^[6]在 DFT 变换域提出了原始图像服从威布尔分布的乘嵌入水印的检测方法。然而,上述方法都假定检测水印时检测器知道水印的嵌入强度,这种假设对于盲水印的检测是不现实的。Cheng 与 Huang^[7]提出了基于局部优化检验(LOD)的水印检测器设计方法:局部优化检验本质上是一种单边假设检验,该方法隐含假定了水印的嵌入强度因子只能取正值。事实上,水印的嵌入强度因子可正可负,而盲水印检测时检测器事先并不知道嵌入强度因子是正还是负,因此,局部优化检验方法也不适合真正意义上的盲水印检测。

从统计学的观点看,水印检测问题本质上是二元假设检验的问题, H_0 对应检测图像未嵌入水印 W ; H_1 对应检测图像嵌入了水印 W 。由水印的嵌入规则可知,水印检测可表示为如下的多样本二元假设检验:

$$H_0: y_i = x_i \quad i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$H_1: y_i = x_i(1 + \kappa w_i) \quad i=1, 2, \dots, n \quad (4)$$

因为水印盲检测时没有原始图像作为参考,在上述二元假设检验问题中,原始 Wavelet 变换高频系数 X 被看成是一种噪声,嵌入的水印 W 是要检测的信号。根据 Wavelet 变换高频系数符合广义高斯分布的特点,利用统计推断方法,判断水印是否存在于接收到的信号 Y 之中。

在 H_0 假设下, y_i 的概率密度函数为:

$$p_{y_i}(y_i, H_0) = p_x(y_i) \quad (5)$$

在 H_1 假设下,由于水印是一种弱信号,它不会改变原始系数的属性,因此, $|\kappa w_i| < 1$, 由水印的乘嵌入规则可知, y_i 的概率密度函数为:

$$p_{y_i}(y_i; \kappa, H_1) = \frac{1}{|1 + \kappa w_i|} p_x\left(\frac{y_i}{1 + \kappa w_i}\right) = \frac{1}{1 + \kappa w_i} p_x\left(\frac{y_i}{1 + \kappa w_i}\right) \quad (6)$$

N 维观测样本矢量 Y 的联合概率密度函数是单样本 y_i 的概率密度的乘积,于是在 H_1 和 H_0 两种假设下的联合概率密度分别为:

$$P_Y(Y; H_0) = \prod_{i=1}^N \frac{\nu}{2\mu\Gamma(1/\nu)} e^{\left(\frac{-|y_i|}{\mu}\right)^\nu} \quad (7)$$

$$P_Y(Y; \kappa, H_1) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{|1 + \kappa w_i|} \frac{\nu}{2\mu\Gamma(1/\nu)} e^{\left(\frac{-|y_i|}{\mu|1 + \kappa w_i|}\right)^\nu} \quad (8)$$

因此,在两种假设条件下,它们的对数似然比为:

$$l(Y) = \ln \frac{P_Y(Y; \kappa, H_1)}{P_Y(Y; H_0)} = \ln p_Y(Y; \kappa, H_1) - \ln p_Y(Y; H_0) \quad (9)$$

从公式(7)、公式(8)可以看出,对于未知的嵌入强度 K ,它在 H_0 和 H_1 两种假设条件下分别对应 $K=0$ 和 $K \neq 0$ 。由于受到水印的不可感知性的约束,嵌入强度因子 K 一般很小,将 $\ln P_Y(Y;$

κ, H_1) 在 $K=0$ 处进行一阶泰勒级数展开, 则对数似然比为:

$$\text{由于 } \left. \frac{\partial \ln p_Y(Y; \kappa, H_1)}{\partial \kappa} \right|_{\kappa=0} = \sum_{i=1}^N \nu \left| \frac{y_i}{\mu} \right|^\nu w_i - \sum_{i=1}^N w_i \quad (10)$$

由于 w_i 为 $[-1, 1]$ 区间上均匀分布且彼此独立的零均值元素, 即 $\sum_{i=1}^n w_i = 0$ 。

根据似然比检验的定义, 需要将这一比值与给定的阈值 T 相比较而作出判决, 由于参数 K 未知, 且 K 的取值可正可负, 因此, 公式(7)、公式(8)确定的二元假设检验是一种双边假设检验, 定义的判决规则为:

$$\sum_{i=1}^N \nu \left| \frac{y_i}{\mu} \right|^\nu w_i \begin{cases} > T & H_1 \\ < T & H_0 \end{cases} \quad (11)$$

如果能估计出公式(11)中 μ, ν , 则可以计算待测水印序列公式(11)左边的值, 如果此值比某一阈值 T 大许多, 则可以判断该待测水印序列被盲检测出来。

水印盲检测与提取算法步骤:

步骤 1 得到加入水印后的图像进行 Wavelet 变换, 判断哪个高频子带的方差最大。因为按上述水印嵌入规则: 水印就嵌入在方差最大的高频子带系数中。在方差最大高频子带的系数中找出嵌入水印后的位置(原大系数的位置)系数 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。

步骤 2 水印的不可感知特性决定了嵌入的水印是一种弱信号, 它对原始图像的统计分布特性改变很少。在 H_1 假设下, 对原始图像 μ, ν 的估计值能够很好地用加入水印后的图像的估计值 μ', ν' 近似替代, 这样在水印检测时, 无需原始图像, 从而实现水印的盲检测。

选取加入水印后的图像 Wavelet 变换方差最大的高频子带前 n 个位置(原大系数的位置)为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 则联合分布律可看作是未知参数 μ', ν' 的函数, 定义选取 Wavelet 变换方差最大的高频子带前 n 个系数的对数似然函数如下

$$L(Y; \mu', \nu') = \log \prod_{i=1}^L p(y_i; \mu', \nu') \quad (12)$$

由最大似然准则及多元函数求极值定理, 可知 μ', ν' 分别满足:

$$1 + \frac{\Psi(1/\nu')}{\nu'} - \frac{\sum_{i=1}^L |y_i|^\nu \log |y_i|}{\sum_{i=1}^L |y_i|^\nu} + \frac{\log(\frac{\nu'}{L} \sum_{i=1}^L |y_i|^\nu)}{\nu'} = 0 \quad (13)$$

$$\mu' = \left(\frac{\nu'}{L} \sum_{i=1}^L |y_i|^\nu \right)^{1/\nu'} \quad (14)$$

公式(13)不存在显式的解, 可以通过数值方法来进行求解。使用牛顿-拉普生迭代法^[8]可以求解 ν' 。

求出 ν' 代入公式(14)可以求出 μ' 。

步骤 3 将 $\mu', \nu', Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 及水印 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 的值代入公式(11)计算出的值与加入其他水印序列计算公式(11)的值并分别与阈值 T 进行比较, 远远大于阈值 T 的水印序列即为真正嵌入水印的序列, 从而实现水印盲检测。

步骤 4 嵌入水印算法的逆运算, 即可得到提取的水印序列。

5 实验结果与分析

为了评价上述水印盲检测算法在 Wavelet 变换域的性能,

实验选取原始图像是 512×512 的 Peppers 灰度测试图像, 乘性水印的嵌入强度选为 $K=0.5$ 。选取 300 个测试序列(每个测试序列为 2000 个 -1 或 1 均匀分布的随机序列), 其中第 200 个测试序列为嵌入水印。由于篇幅所限, 只列出 Wavelet 变换域嵌入水印的 Peppers 图像遭受高斯噪声攻击后的 Peppers 图(如图 4 所示), 以及对图 4 用文中所述的水印盲检测器算法进行检测的实验结果图(如图 5 所示), 其他攻击后的 Peppers 图及水印盲检测结果图从略。详细攻击实验的峰值信噪比及互相关系数见表 1。

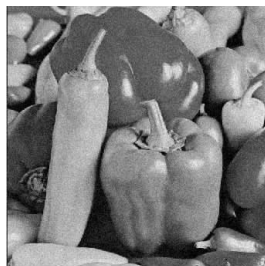


图 4 嵌入水印后的图像受到添加高斯噪声攻击的图像

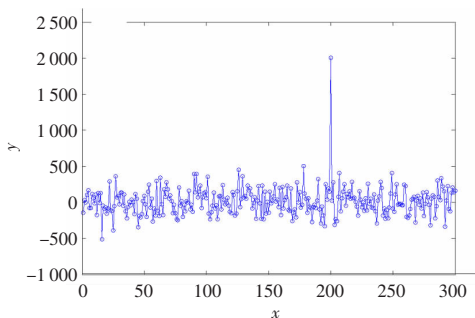


图 5 嵌入水印后的图像受到高斯噪声攻击盲检测的结果图

表 1 鲁棒性实验的峰值信噪比及互相关系数

| 鲁棒性实验 | PSNR | NC |
|-----------|-------|------|
| 无攻击 | 48.50 | 0.99 |
| 图像增亮攻击 | 17.90 | 0.64 |
| 图像变暗攻击 | 18.74 | 0.66 |
| 增加对比度攻击 | 31.27 | 0.88 |
| 降低对比度攻击 | 26.41 | 0.67 |
| 高斯噪声攻击 | 30.26 | 0.49 |
| 椒盐噪声攻击 | 30.38 | 0.50 |
| 乘积性噪声 | 33.65 | 0.63 |
| JPEG 压缩攻击 | 39.31 | 0.75 |
| 高斯低通滤波 | 43.62 | 0.95 |
| 直方图均衡化 | 25.71 | 0.76 |

如图 4 可以看出嵌入水印的 Peppers 图像遭受高斯噪声攻击后外观没有明显变化, 这一点从峰值信噪比 $PSNR=43.62$ 的值可以证明, 说明水印算法具有鲁棒性。

如图 5 所示(x 轴的值是水印序列号, y 轴的值是公式(11)值), 如果取阈值 $T=500$, 很明显只有第 200 个序列的公式(11)值远远大于 T , 据此可以盲检测出第 200 个序列即为所加入的水印序列 W 。

从表 1 和从略的实验图可知: 在 Wavelet 变换域下按文中所述的乘性水印嵌入规则在遭受多种攻击后, 有的图像有明显的失真, 所提取的水印与原始水印的互相关系数也比较低, 但

(下转 107 页)