

给定降质约束下一类 DCT 域图像水印算法的拉伸系数估计*

伯晓晨,卜彦龙,沈林成,常文森

(国防科技大学机电工程与自动化学院,湖南长沙 410073)

摘要 数字水印是数字作品版权保护的重要技术手段。与噪声污染类似,数字水印的嵌入必然会损失原作品的质量。数字图像的质量直接关系其商业价值,在给定降质约束下自适应地调节嵌入深度是符合产业化标准的数字水印关键技术之一。根据 DCT 交流系数的拉普拉斯分布模型,推导了 DCT 域典型水印算法中拉伸系数与信噪比和峰值信噪比之间的理论关系。依据该理论关系,得到了在给定降质约束下一类典型图像水印算法的拉伸系数估计方法,实验结果表明该估计方法具有较高的精度。

关键词 数字水印;信噪比;峰值信噪比;拉伸系数

中图分类号:TP391 文献标识码:A

Estimation of the Scaling Parameter for an Image Watermarking Algorithm in the DCT Domain According to the Assigned Image Degradation Grade

BO Xiao-chen, BU Yan-long, SHEN Lin-cheng, CHANG Wen-sen

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract Digital watermarking is a key technique for protecting intellectual property of digital media. Similar to the noise pollution, watermarking process may induce image degradation. Since image quality is a determinant of its worth, it is significant to adjust the parameters in watermarking algorithm to satisfy specified quality requirement. Based on the Laplacian distribution model of AC DCT coefficients, we deduce theoretical relationship between the scaling parameter in a typical watermarking algorithms and signal to noise ratio (SNR) or peak signal to noise ratio (PSNR) of watermarked images. Thus the scaling parameter can be estimated according to the assigned image degradation grade. Experimental results demonstrate that the estimation has enough accuracy.

Key words digital watermark; signal to noise ratio; peak signal to noise ratio; scaling parameter

数字化技术的进步和 Internet 的迅猛发展为数字作品的广泛传播创造了条件,而与此同时,数字化技术精确、廉价、大规模的复制功能和 Internet 的全球传播能力也给现代版权制度以前所未有的震撼。在数字媒体版权保护的需求牵引下,数字水印技术自 1995 年以来逐渐成为信息科学中最活跃的研究方向之一,形形色色的数字水印算法层出不穷,面向各种应用的水印产品也方兴未艾。

无论是在时空域还是在变换域,数字水印的嵌入都在某种程度上损害了图像的质量。同数据压缩相似,对这种降质的度量可以是主观的,也可以是客观的。为了降低视觉可见性,许多研究者借鉴了数据压缩中根据视觉特性动态调节算法参数的思想,构造了一系列自适应的水印嵌入算法^[1~4]。在这些算法中,对图像降质的度量采用了主观度量。主观度量虽然有实验心理学的依据,但仍不免因人而异,在实际应用中难以形成工业标准。相比之下,信噪比、峰值信噪比等客观度量尽管与主观感受有一定的距离,但物理含义清楚、可计算性强,在实践中得到了广泛应用。

随着越来越多的水印类产品应用于不同领域,水印技术的标准化工作也已经提上了日程。由于数字图像的质量直接关系其商业价值,所以标准化的水印技术框架必然要对水印处理所导致的质量损失进行规范。在给定降质约束下自适应地调节嵌入深度是符合产业化标准的数字水印关键技术之一。

* 收稿日期:2002-07-05

作者简介:伯晓晨(1973—)男,博士生。

1 DCT 变换域扩频水印算法

早期的图像信息隐藏技术多采用空域上的最低有效位 (LSB, Least Significant Bits) 算法, 这种方法可以隐藏大量的数据, 但其鲁棒性很差, 无法满足版权保护水印的要求。在文献 [6] 中, Cox 借鉴扩频通信的思想, 利用了人的视觉系统的频域感知特性, 将水印信息隐藏在图像的 DCT 变换域中, 实现了鲁棒性远高于空域算法的“扩展频谱”数字水印方案。以 Cox 的工作为起点, 扩频方法逐渐成为数字水印研究中的主流之一, 不仅在 DCT 变换域上得到了多方面的改进, 而且还衍生出小波变换域等其它变换域上的一系列扩频类算法。

Cox 的算法在检测水印时需要原始图像, 因此它不是一个盲水印算法, 在实际应用中不仅要耗费大量的存储资源和计算资源, 而且易于遭受“IBM 攻击”^[7]。Barni 在文献 [8] 中提出将水印信息隐藏在 DCT 变换域中固定的中频段, 以便在没有原始图像时仍能确定水印隐藏的位置, 从而将 Cox 的算法发展成盲水印算法。另外, Cox 算法是对整幅图像的 DCT 变换进行水印处理, 为了兼容 JPEG 压缩标准, 大多数的改进算法均将水印隐藏在 8×8 分块 DCT 变换域中。

本文主要讨论类似 Cox 算法的典型 DCT 域扩频水印嵌入方案, 并针对盲检测和 JPEG 压缩进行了改进。设水印信号是长度为 n 的随机序列 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, 其中, $w_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 在值域 $\{-1, 1\}$ 、 $[0, 1]$ 或 $[0, 1]$ 上服从均匀分布或高斯分布。将需要添加水印的原始图像 I 经 8×8 分块 DCT 变换后得到变换域图像描述 $D = DCT(I)$, 顺序取各分块固定的中、低频交流系数 (AC) 构成宿主序列 $H = (h_1, h_2, \dots, h_n)$, 按下式

$$h'_i = h_i + \alpha \cdot h_i \cdot w_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

将水印嵌入 H 得到 $H' = (h'_1, h'_2, \dots, h'_n)$, 其中参数 α 为水印嵌入的深度, 或称拉伸系数^[6] (scaling parameter)。以 H' 代替 H , 得到新的变换域图像描述 D' , 经 DCT 反变换后得到包含水印的图像 $I' = DCT^{-1}(D')$ 。水印嵌入的流程见图 1。

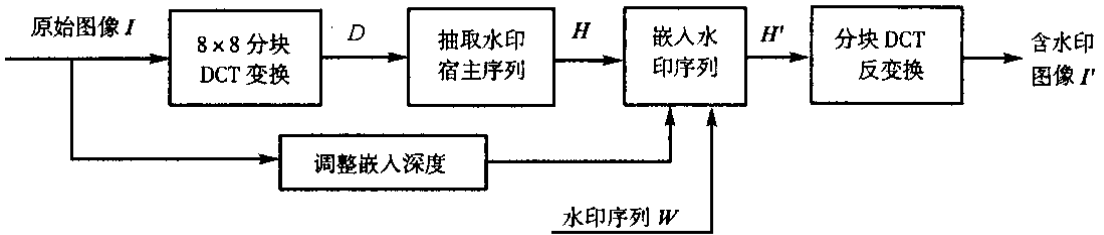


图 1 DCT 变换域盲图像水印嵌入算法流程

Fig.1 Stages of blind watermark embedding in the DCT domain

2 DCT 交流系数的统计分布模型

由于图像的最优化依赖其统计分布模型, 所以为了形成以 JPEG 为代表的完整的 DCT 变换域图像压缩方法, 学术界对自然图像 DCT 交流系数的统计分布模型进行了多年的研究。其方法主要是采用典型分布去拟合典型图像 DCT 交流系数的经验分布, 并通过拟合优度检验判断模型的准确性。

Pratt 认为 DCT 变换的交流系数服从高斯分布^[9], Reiningger 和 Gibson 采用拟合优度检验验证了图像 DCT 交流系数服从拉普拉斯 (Laplacian) 分布^[10]。Joshi 和 Fischer 采用零均值广义高斯分布 (GGD, General Gauss Distribution) 拟合 DCT 交流系数^[11]。文献 [12] 采用广义高斯分布对 170 张图像的整幅 DCT 变换交流系数的分布进行拟合, 通过对形状参数的估计发现其统计模型非常接近拉普拉斯分布。文献 [11] 对 CCITT 的几幅典型图像进行分块 DCT 变换, 并根据其能量进行分类, 而后采用极大似然方法得到广义高斯分布形状参数的估计值大多集中在 1~2 之间, 这说明分块 DCT 变换交流系数的统计分布模型介于拉普拉斯分布和高斯分布之间。

虽然以上这些试验结果为 DCT 变换域图像压缩及数字水印算法的设计提供了重要的依据,但对各种模型的理论阐释一直以来却少有研究。从理论上推导 DCT 系数的统计分布不仅可以解释“为什么自然图像的 DCT 系数会这样分布?”的问题,更为重要的是,其推导的结果构成了图像空域描述和 DCT 域描述定量的理论联系。

为了深入研究图像空域变化对 DCT 系数统计分布的影响, Lam 和 Goodman 在文献 [5] 中采用了一种简洁的双重随机模型,在对图像局部方差统计分布的合理假设下证明了 DCT 系数的 Laplacian 分布模型,这也是本文的理论起点。

考虑到对图像边界的整补,不失一般性可假定原始图像 I 的大小为 $8m \times 8n$,按与 JPEG 兼容的方式将 I 互不重叠地分割成 $m \times n$ 个子块,顺序排列后构成图像子块的集合 $\{I_1, I_2, \dots, I_{m \times n}\}$,经分块 DCT 变换后形成 DCT 域的子块集 $\{V_1, V_2, \dots, V_{m \times n}\}$,其中 $V_i = DCT(I_i), i = 1, 2, \dots, m \times n$ 。由于 DCT 为准最优变换,故可认为 V_i 内各交流系数统计独立,由中心极限定理可假设各子块交流系数服从零均值高斯分布,其方差决定于相应图像块的亮度方差 σ_i^2 [9], 概率密度函数为

$$f[V(x, y) / \sigma_i^2] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp[-V(x, y) / 2\sigma_i^2], \quad x, y = 1, 2, \dots, 7 \quad (2)$$

对于自然图像而言,亮度变化平缓的子块占绝大多数,只有在边缘或粗纹理的地方才呈现出较大的方差。基于这样认识, Lam 认为处于某值域的子块方差出现的概率随其取值的增大而减小,进而假定 σ_i^2 服从指数分布,即

$$f(\sigma^2) = \lambda e^{-\lambda\sigma^2} \quad (3)$$

则整个分块 DCT 变换域交流系数的统计分布为

$$f[V(x, y)] = \int_0^\infty f[V(x, y) / \sigma^2] f(\sigma^2) \lambda(\sigma^2) \quad (4)$$

将 (2)(3) 式代入 (4) 式可推出分块 DCT 变换域交流系数服从拉普拉斯分布

$$f[V(x, y)] = \frac{1}{\sqrt{2}\sigma_V} e^{-\sqrt{2}|V(x, y)| / \sigma_V} \quad (5)$$

其中标准差

$$\sigma_V = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \quad (6)$$

3 图像质量与水印拉伸系数的关系

考虑到数字水印相对于原始图像信号是微弱信号,故可认为其嵌入过程没有改变 DCT 域统计分布的形式,只改变了分布模型的参数。一般来说,为了不引起图像亮度的变化,所嵌入的水印信号均为对称分布,所以可假定 DCT 交流系数的均值没有改变,所改变的只有方差。为了讨论水印嵌入过程对图像质量的影响,首先要建立图像亮度方差与相应 DCT 交流系数方差的理论关系。

考虑图像的子块集合 $\{I_1, I_2, \dots, I_{m \times n}\}$,每一图像块的平均亮度为 $\mu_i = E(I_i)$,则图像 I 的平均亮度为

$$\mu_I = E(I) = E(\mu_i), \quad i = 1, 2, \dots, m \times n$$

亮度方差为

$$\sigma_I^2 = E(I^2) - [E(I)]^2 = E[E(I_i^2)] - \mu_I^2 \quad (7)$$

对每一个图像子块,有 $\sigma_i^2 = E(I_i^2) - \mu_i^2$,代入 (7) 式得到

$$\sigma_I^2 = E(\sigma_i^2 + \mu_i^2) - \mu_I^2 = E(\sigma_i^2) + E(\mu_i^2) - \mu_I^2 \quad (8)$$

由图像子块方差 σ_i^2 的指数分布假设有

$$E(\sigma_i^2) = \frac{1}{\lambda} \quad (9)$$

对比 (6) 式、(9) 式得到

$$\sigma_V^2 = \mathbb{E}(\sigma_i^2) \quad (10)$$

代入(8)式得到

$$\sigma_I^2 = \sigma_V^2 + \mathbb{E}(\mu_i^2) - \mu_I^2 \quad (11)$$

其中 $\mathbb{E}(\mu_i^2) - \mu_I^2 = \mathbb{E}(\mu_i^2) - \mathbb{E}^2(\mu_i)$ 为各子块亮度均值的统计方差, 设为 σ_μ^2 , 则(11)式可写为

$$\sigma_I^2 = \sigma_V^2 + \sigma_\mu^2 \quad (12)$$

由于水印嵌入在 DCT 交流系数中, 根据 DCT 反变换的定义式可知各图像子块的平均亮度 μ_i 在水印嵌入前后保持不变, 故 σ_μ^2 只依赖于原始图像, 图像空域方差的变化只与其 DCT 系数的方差变化有关。

从空域上看, 水印嵌入过程实际上是引入了某种噪声。设经过水印处理后引入了噪声信号 n , 即 $I' = I + n$, 则定义信噪比(SNR)和峰值信噪比(PSNR)为

$$SNR(\text{dB}) = 10\lg(\sigma_I^2/\sigma_n^2) \quad (13)$$

$$PSNR(\text{dB}) = 10\lg(255^2/\sigma_n^2) \quad (14)$$

由(12)式得

$$\sigma_n^2 = \sigma_I^2 - \sigma_I'^2 = \sigma_V^2 - \sigma_V'^2 \quad (15)$$

将(15)式代入定义式(13)和(14), 得到图像信噪比和峰值信噪比的 DCT 域描述

$$SNR = 10\lg\{\sigma_I^2/(\sigma_V^2 - \sigma_V'^2)\} \quad (16)$$

$$PSNR = 10\lg\{255^2/(\sigma_V^2 - \sigma_V'^2)\} \quad (17)$$

按照(1)式嵌入水印。虽然在(1)式中嵌入水印时没有使用全部 DCT 交流系数, 但考虑到影响方差的主要是大幅值系数, 而一般来说, 大幅值 DCT 系数集中在中、低频区, 所以可以近似认为 $\sigma_H^2 = \sigma_V^2$ 、 $\sigma_H'^2 = \sigma_V'^2$ 。由 V 的拉普拉斯分布假设得到嵌入水印后 DCT 交流系数的方差为

$$\sigma_V'^2 = (1 + \alpha^2)\sigma_V^2 \quad (18)$$

将(12)(18)式代入(16)(17)式得到

$$SNR = 10\lg\sigma_I^2 - 10\lg(\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - 20\lg\alpha \quad (19)$$

$$PSNR = 20\lg 255 - 10\lg(\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - 20\lg\alpha \quad (20)$$

(19)式和(20)式表明, 对同一幅图像来说, 信噪比和峰值信噪比随拉伸系数的增加按负对数速率下降, 对不同的图像来说, 图像质量还依赖于原图像亮度的方差 σ_I^2 和图像子块亮度均值的方差 σ_μ^2 。一方面, 图像亮度的动态范围越宽, 亮度方差 σ_I^2 越大, 水印能见度越低; 另一方面, 图像内容越复杂, 亮度分布越不均匀, 相应的 σ_μ^2 越大, 水印嵌入对图像质量的损失也就越小。这些结论与我们直观上的感觉是非常一致的。

由(19)(20)式容易得到给定图像降质水平下水印拉伸系数的估计式:

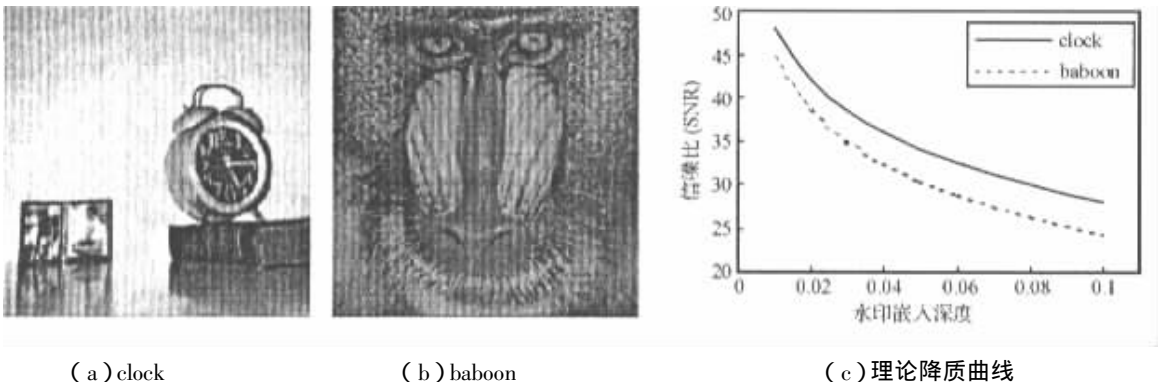


图2 两幅标准图像的理论降质曲线

Fig.2 Theoretical degradation curves of two standard images

$$\alpha = 10^{\frac{1}{2} \lg \sigma_I^2 - \frac{1}{2} \lg (\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - SNR/20} \tag{21}$$

$$\alpha = 10^{2.4065 - \frac{1}{2} \lg (\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - PSNR/20} \tag{22}$$

这样,对于每一幅要进行水印处理的图像,依据(19)、(20)式都可以给出该图像的理论降质曲线。对于图2(a)、(b)所示的两幅图像,图2(c)分别给出了信噪比度量下的理论降质曲线。可以看出,在相同的拉伸系数下, baboon 图像的降质程度要低一些,这样从理论上讲, baboon 图像可以承载能量相对较大的水印信号。

4 实验结果

为验证拉伸系数的估计公式,本文采用了 CCITT 的 8 幅标准测试图像,如图 3 所示。分别给定额定信噪比 30dB、35dB、40dB、45dB 和额定峰值信噪比 45dB、50dB、55dB、60dB,按照(21)、(22)式估计的拉伸系数嵌入水印。额定信噪比和实际计算信噪比如图 4(a)所示,额定峰值信噪比和实际计算峰值信噪比如图 4(b)所示。实验结果表明估计具有较高的精度。

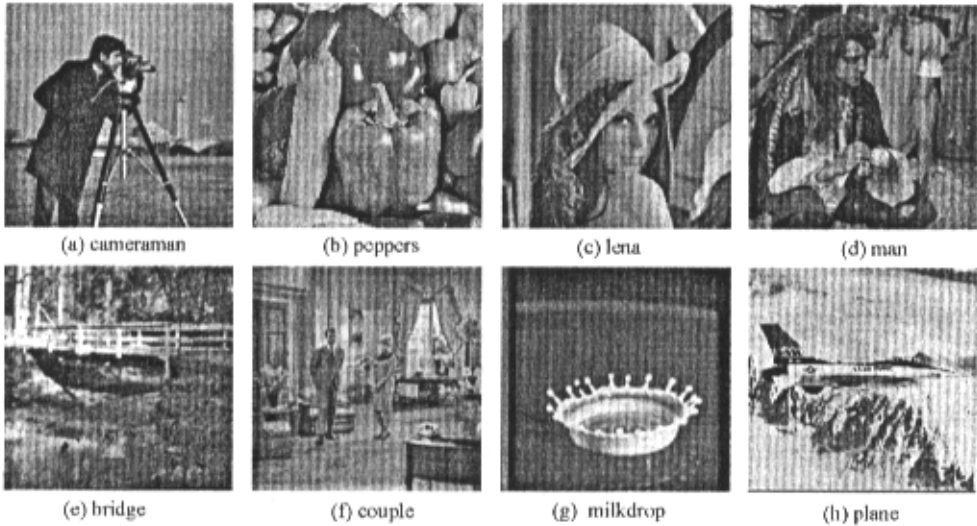
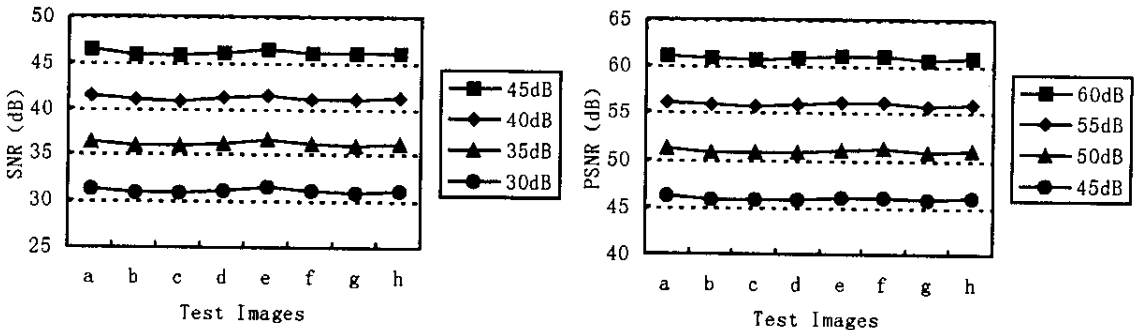


图 3 测试图像

Fig.3 Test images



(a) 额定信噪比和实际计算信噪比

(b) 额定峰值信噪比和实际计算峰值信噪比

图 4 额定图像降质水平和相应的实际计算值

Fig.4 Assigned image degradation grade and actual results

误差产生的主要原因有两个。其一是拉普拉斯分布与自然图像 DCT 交流系数的真实分布之间有一定的距离。如果采用具有两个参数的零均值广义高斯分布作为统计模型,理论估计的精度会进一步提高。其二是选择中、低频系数作为宿主序列必然忽略了少数处于高频段的大幅值系数,导致(12)式只

能近似满足,即实际上有 $\sigma_H^2 < \sigma_V^2$ 、 $\sigma_{H'}^2 < \sigma_{V'}^2$ 。因而,在(19)和(20)式中,采用空域上的计算值 $\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2$ 来估计 σ_V^2 会产生正的误差,从而使得信噪比和峰值信噪比的估计偏低。所以在图4中可以看到,实际计算的信噪比和峰值信噪比总是略高于额定值,而且针对不同的图像误差具有一致性。在以后的工作中,可将估计式(19)和(20)修正为

$$SNR = 10\lg\sigma_I^2 - 10\lg\omega(\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - 20\lg\alpha \quad (23)$$

$$PSNR = 20\lg 255 - 10\lg\omega(\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - 20\lg\alpha \quad (24)$$

其中修正因子 ω 反映的是图像分块 DCT 系数的分布特点,中、低频系数的相对平均幅值越大, ω 越小。在实际中,需要基于图像的内容对 ω 进行估计。由此推导的拉伸系数估计式

$$\alpha = 10^{\frac{1}{2}\lg\sigma_I^2 - \lg\omega(\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - SNR/20} \quad (25)$$

$$\alpha = 10^{2.4065 - \frac{1}{2}\lg\omega(\sigma_I^2 - \sigma_\mu^2) - PSNR/20} \quad (26)$$

将具有更高的精度。

5 结论

本文研究了在拉普拉斯分布假设下 DCT 域数字水印拉伸系数与图像信噪比和峰值信噪比的理论关系,得到了给定图像降质水平下典型 DCT 域算法中水印嵌入深度的估计公式。实验结果表明该方法具有较高的精度,基本满足了实用化的要求。

参考文献:

- [1] Swanson M D, Kobayashi M, Tewfik A H. Multimedia Data Embedding and Watermarking Technologies[J]. Proc. IEEE, 1998, 86(6):1064-1087.
- [2] Wolfgang R B, Podilchuk C I, Delp E J. Perceptual Watermarks for Digital Image and Video[J]. Proc. IEEE, 1999, 87(7):1108-1126.
- [3] Podilchuk D I, Zeng W. Image-adaptive Watermarking Using Visual Models[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1998, 16(4):525-539.
- [4] Delaigle J F, Vleeschouwer C De, Macq B. Watermarking Algorithm Based on a Human Visual Model[J]. Signal Processing, 1998, 66(3):319-335.
- [5] Lam E Y, Goodman J W. A Mathematical Analysis of the DCT Coefficient Distributions for Images[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2000, 9(10):1661-1666.
- [6] Cox I J, Kilian J, Leighton T, Shamoon T. Secure Spread Spectrum Watermarking for Multimedia[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1997, 6(12):1673-1687.
- [7] Craver S, Memon N, Yeo B, Yeung M. Resolving Rightful Ownerships with Invisible Watermarking Techniques: Limitations, Attacks, and Implications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1998, 16(4):573-586.
- [8] Barni M, Bartolini F, Cappellini V, Piva A. A DCT-domain System for Robust Image Watermarking[J]. Signal Processing, 1998, 66(3):357-372.
- [9] Pratt W K. Digital Image Processing[M]. New York:Wiley, 1978.
- [10] Reininger R C, Gibson J D. Distributions of the Two-dimensional DCT Coefficients for Images[J]. IEEE Trans. On Communications, 1983, COM-31(6):835-839.
- [11] Joshi R J, Fischer T R. Comparison of Generalized Gaussian and Laplacian Modeling in DCT Image Coding[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1995, 2(5):81-82.
- [12] Barni M, Bartolini F, Cappellini V, Piva A. Statistical Modeling of Full Frame DCT Coefficients[C]. Proceedings of EUSIPCO '98, Rhodes, Greece, 1998:1513-1516.

