

Adaptive Image Watermarking Algorithm Based on Improved Perceptual Models*

Yifeng Zhang, Yanling Jiang, Wenjiang Pei, Kai Wang

School of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing
Email: yfz@seu.edu.cn

Received: Jan. 20th, 2013; revised: Feb. 19th, 2013; accepted: Mar. 19th, 2013

Copyright © 2013 Yifeng Zhang et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract: A blind detection can be achieved based on the quantization of the watermark embedding algorithm. QIM (Quantized Index Modulation) is one of the most common quantization embedding methods. The quantization step is one of the most important factors which affect the performance of quantization watermarks. In this paper, according to the characteristic of perceptual model and a variety of attacks, further modified perceptual model and different implementations of perceptual model are proposed. They are incorporated with the spread transform quantization index modulation (ST-QIM) framework. The experimental results show that the four algorithms we proposed in this paper are robust to noise attacks and common digital image processing operations. Finally, in conclusion section, summary and outlook are given.

Keywords: Quantization Watermarking; Perceptual Model; F Spread Transform Quantization Index Modulation; Adaptive Quantization

基于改进视觉模型的自适应图像水印算法*

张毅锋, 蒋燕玲, 裴文江, 王开

东南大学信息科学与工程学院, 南京
Email: yfz@seu.edu.cn

收稿日期: 2013年1月20日; 修回日期: 2013年2月19日; 录用日期: 2013年3月19日

摘要: 基于量化的水印嵌入算法可以实现盲检测, QIM(Quantized Index Modulation)是最常见的量化嵌入方法。量化步长是影响量化水印算法性能的最重要因素之一。本论文基于视觉模型的特点, 针对多种具体的攻击, 提出了对视觉模型进一步改进以及改进视觉模型下的四种不同水印嵌入算法, 并将其与 QIM 相结合。实验结果表明本论文提出的算法对噪声干扰和常见的图像处理均具有较好的鲁棒性。论文最后给出总结和展望。

关键词: 量化水印; 视觉模型; 扩展量化索引调制; 自适应量化

1. 引言

随着网络的飞速发展和网上数字多媒体的传播, 数字作品的盗版问题凸显, 如何有效地保护数字

产品版权成了亟待解决的问题, 数字水印作为对数字内容的唯一标识和对各种操作的鲁棒性, 已成为数字媒体版权保护的重要手段之一。数字水印的研究已成为信息安全领域重要的研究课题之一^[1-5]。对水印系统进行研究的途径之一是基于通信理论, 而含边信息的数字水印系统由于具有良好的性能, 成为目前数字水

*基金项目: 本论文得到国家自然科学基金(批准号: 61271058, 61201173), 教育部博士点基金(批准号: 20110092110008, 20100092120012)和江苏省自然科学基金(批准号: BK2011060, BK2010240)资助。

印技术的研究热点。

量化索引调制 QIM 是一种典型的含边信息的数字水印方案^[6,7]，它具有鲁棒性好、嵌入量大、计算灵活和易于实现，符合理论分析且可以盲检测等优点。抖动调制(Dither Modulation, DM)^[6]是 QIM 水印方案的一种典型实现。失真补偿量化索引调制(DC-QIM)在 DM 基础上引入了失真补偿，从而改善了性能。扩展形式的量化索引调制(Spread Transform Dither Modulation, STDM)算法在嵌入水印之前先进行扩展变换，将集中于某一变换系数上的嵌入失真随之扩展，满足峰值失真限制，对重量化具有鲁棒性。

QIM 及其扩展方案都是基于量化器的，因此，量化步长是影响水印不可感知性和系统鲁棒性的最关键因素之一。对此，许多优化量化步长的方案被提出，包括基于心理视觉模型自适应地确定量化步长的算法^[8-10]，根据载体特性或小波系数特性确定量化步长^[11]等。

Li 等^[9]将改进的 Watson 模型应用于 STDM 提出 STDM-MW 算法，它提供了一种选择投影矢量的算法来最小化视觉失真，但 STDM-MW 对数值测度的变换仍然很敏感。故又提出了自适应 STDM 算法，即 STDM-MW-SS 算法和 STDM-OptiMW-SS 算法，不但提高了 STDM 算法的不可感知性，也使其对幅度缩放具有鲁棒性，但是对 JPEG 压缩的鲁棒性仍需进一步提高。

将进一步改进过的视觉模型与 STDM 方案有机结合，可以进一步提升水印系统的鲁棒性。因此，本文进一步改进视觉模型用于量化水印方案中，提出了四种自适应扩展量化索引调制算法。

本文第 2 节介绍 DM 以及 STDM 的基本原理；第 3 节先介绍 STDM-OptiMW-SS 等算法，接着介绍扩展量化索引调制(Spread Transform Quantization Index Modulation, ST-QIM)的基本原理，并给出视觉模型的改进以及基于改进视觉模型后不同具体的自适应量化水印实现算法；第 4 节给出已有算法和本文提出算法的实验结果，并进行比较与分析；第 5 节对本论文工作的实际应用以及发展方向进行了总结。

2. 扩展抖动调制水印算法

2.1. 抖动调制

抖动调制一般先将由水印信息确定的抖动量加

到载体上，然后进行一些量化的相关操作以嵌入水印；提取水印时通常采用最小距离解码。根据抖动调制的定义，水印嵌入过程可用下式描述：

$$y = Q_{DM}(x, \Delta, d(m)) = \text{round}\left[\frac{(x + d(m))}{\Delta}\right] \times \Delta - d(m) \quad (1)$$

其中， x 代表原始载体数据； y 代表嵌入水印之后的数据； $\text{round}(\cdot)$ 为四舍五入取整函数； Δ 表示量化步长； m 表示水印信息； $d(m)$ 是与 m 相对应的抖动量； $Q_{DM}(x, \Delta, d(m))$ 表示用量化步长为 Δ ，与 m 相对应的量化器对 x 进行量化。

采用最小距离解码器提取水印可用下式描述：

$$\hat{m} = \arg \min_{m \in \{0,1\}} (r - s[m])^2, m \in \{0,1\} \quad (2)$$

其中， r 表示解码器接收到的信号； \hat{m} 表示提取出的水印信息； $s[0]$ 和 $s[1]$ 表示如下：

$$s[0] = \text{round}\left[\frac{(r + d(0))}{\Delta}\right] \times \Delta - d(0) \\ s[1] = \text{round}\left[\frac{(r + d(1))}{\Delta}\right] \times \Delta - d(1) \quad (3)$$

2.2. 扩展抖动调制

该算法不是针对原始图像的某一系数进行量化，而是对从原始数据中获得的提取向量进行投影变换，然后对投影所得的数据进行抖动调制。其水印嵌入过程可用下式描述：

$$y = x + \left(Q_{DM}(x^T u, \Delta, d(m)) - x^T u\right) u \quad (4)$$

其中， x 表示从载体图像中得到的向量； u 表示投影向量； y 表示嵌入水印之后的向量。采用最小距离解码时，相应的检测过程如下式：

$$\hat{m} = \arg \min_{m \in \{0,1\}} \left| r^T u - Q_{DM}(r^T u, \Delta, d(m)) \right|, m \in \{0,1\} \quad (5)$$

其中， r 表示从接收到的图像中得到的向量。STDM 方案的具体框图参见文献[8]。

3. 基于视觉感知模型的自适应量化

Watson 感知模型(Watson Perceptual Model, W)是 Watson 于 1993 年提出的一个测量视觉保真度的模型^[12]。Li 等人后又改进提出修改的 Watson 视觉模型(Modified Watson Perceptual Model, MW)。本节首先介

绍 Li 等提出的 STDM-OptiMW-SS 等算法, 接着简要介绍扩展量化索引调制^[8], 并给出进一步修改的 Watson 模型(further Modified Watson Perceptual Model, fMW)和基于此视觉模型的四种不同的自适应水印算法。四种算法分别记为 ST-QIM-B1MW(Better Modified Watson 1)-SS、ST-QIM-B2MW-SS、ST-QIM-fMW-SS 以及 ST-QIM-modified sensitivity-SS 算法。

3.1. 基于视觉模型的自适应量化水印算法

3.1.1. Watson 感知模型

Watson 感知模型由敏感度函数及两个基于亮度和对比度掩蔽的掩蔽部分组成, 下面分别介绍。

a) 敏感度 即 Watson 模型定义的敏感度表^[12]。元素 $t[i, j]$ ($i, j=1, 2, \dots, 8$) 代表了图像每一个不相交的 8×8 像素块中各处, 在无任何掩蔽噪声的情况下离散余弦变换(DCT)系数最小的可被察觉到的变化, 不同频率处, $t[i, j]$ 不同, 反映了人眼对不同频率的敏感程度。

b) 亮度掩蔽 如果 8×8 像素块的平均亮度较大, DCT 系数值就可以有较大的改变而不被察觉, 因而可根据各块中的直流项 $C_0[0, 0, k]$ 调整敏感度表中的 $t[i, j]$ 获得亮度掩蔽函数门限 $t_L[i, j, k]$,

$$t_L[i, j, k] = t[i, j](C_0[0, 0, k]/C_{0,0})^{\alpha_T} \quad (6)$$

其中 α_T 为一个常数, 通常取值为 0.649, $C_0[0, 0, k]$ 为原始图像第 k 块的直流系数, $C_{0,0}$ 为图像的直流系数的平均值, 代表图像的平均亮度。

c) 对比度掩蔽 对比度掩蔽是指由某一频率上的数值发生变化时的不可见性增大,

$$s[i, j, k] = \max\left(t_L[i, j, k], |C_0[i, j, k]|^{0.7} t_L[i, j, k]^{0.3}\right) \quad (7)$$

3.1.2. MW 感知模型

由于基于 Watson 模型的自适应水印算法对幅度缩放很敏感。为使量化步长随着幅度的变化作相应比例的变化, 从而使自适应水印算法对幅度缩放具有鲁棒性, Li 等^[8]修改了亮度掩蔽门限为 $t_L^M[i, j, k]$, 即

$$\begin{aligned} t_L^M[i, j, k] &= t_L[i, j, k](C_{0,0}/128) \\ &= t[i, j](C_0[0, 0, k]/C_{0,0})^{\alpha_T} (C_{0,0}/128) \end{aligned} \quad (8)$$

亮度掩蔽门限相应地修改为 $s^M[i, j, k]$, 即

$$\begin{aligned} s^M[i, j, k] \\ = \max\left(t_L^M[i, j, k], |C_0[i, j, k]|^{0.7} t_L^M[i, j, k]^{0.3}\right) \end{aligned} \quad (9)$$

3.1.3. STDM-OptiMW-SS 算法

Li 等提出的 STDM-MW 算法^[9]是由载体图像 8×8 分块并 DCT 变换后, 每块选取的部分 DCT 系数得到载体向量 \mathbf{x} , 由 MW 模型计算出的相应的每块的对比度掩蔽值得到投影向量 \mathbf{u} 。

为克服 STDM-MW 算法对幅度缩放的敏感性, STDM-MW-SS 算法^[9]不仅由视觉模型来决定投影向量, 还由视觉模型来决定量化步长。由分块后图像每块中 DCT 系数(比如 L 个 DCT 系数)对应的对比度掩蔽值 $\{S_i^M; i=1, 2, \dots, L\}$, 可以计算出步长:

$$\Delta = G_{fac} \times \sum_{i=1}^L S_i^M, \quad i=1, 2, \dots, L \quad (10)$$

其中, G_{fac} 是一个全局增益常量, 用于调整水印的嵌入强度, 可由算法设计者自己设置。

为改善 STDM-MW-SS 算法对 JPEG 压缩的鲁棒性, Li 等又提出了 STDM-OptiMW-SS 算法^[9]: 计算出对比度掩蔽值后, 将每个块 8×8 中最高的 43 个频率的对比度掩蔽值除以 4, 其余 21 个不变。这样改进的原因是用 MW 模型计算出的对比度掩蔽值大于用 Watson 模型计算出的, 尤其是在高频部分, 这样更多的水印会被嵌入到高频部分, 而 JPEG 压缩首先去除的就是高频分量。

3.2. 基于进一步改进视觉模型的自适应量化水印算法

3.2.1. 扩展量化索引调制(ST-QIM)

该算法对从载体数据中获得的提取向量进行投影变换, 然后对投影所得的数据进行量化索引调制。其水印嵌入过程如下(式中的矢量如本文 2.2 节所描述):

$$q_E = \lfloor \mathbf{x}^T \mathbf{u} \rfloor / \Delta \quad (11)$$

$$m_E = \text{round}(q_E) \quad (12)$$

$$\delta = m_E - q_E \quad (13)$$

$$\text{Case1: } \text{mod}(m_E, 2) = m$$

$$y_w = m_E \times \Delta \quad (14)$$

$$\text{Case2: } \text{mod}(m_E, 2) \neq m$$

- 1) if $\delta \geq 0, y_w = (m_E + 1) \times \Delta$
- 2) if $\delta \leq 0, y_w = (m_E - 1) \times \Delta$

(15)

嵌入水印之后的向量 $y = y_w \mathbf{u} + \mathbf{x} - (\mathbf{x}^T \mathbf{u}) \mathbf{u}$ ，相应的检测过程如下：

$$q_D = |\mathbf{r}^T \mathbf{u}| / \Delta \quad (16)$$

$$m_D = \text{round}(q_D) \quad (17)$$

$$\hat{m} = \text{mod}(m_D, 2) \quad (18)$$

3.2.2. ST-QIM-B1MW-SS

ST-QIM-B1MW-SS 算法对 STDM-MW-SS 算法^[9]的改进之处是通过 MW 模型计算出图像各块的对比度掩蔽值后，将每块中最高的 47 个频率的对比度掩蔽值除以 9，其余 17 个不变。其中，高低频的划分按照 Chen 的定义^[6]。如图 1(a)所示，灰色区域表示一个 8×8 块中的低频区域，其余是高频部分。灰色区域的 17 个频率值不变，其余白色区域 47 个频率的对比度掩蔽值除以 9。

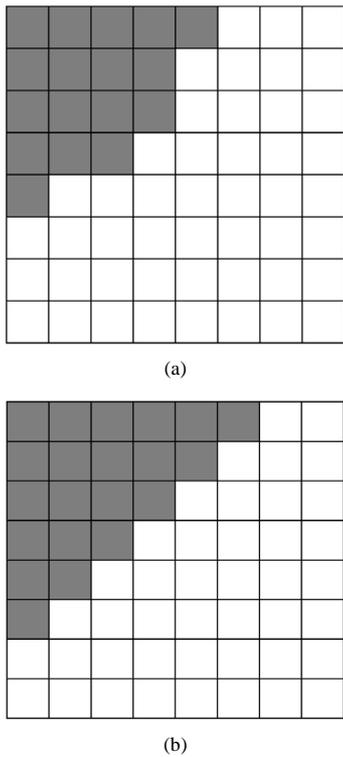


Figure 1. The partition between high and low frequencies: (a) ST-QIM-B1MW-SS algorithm; (b) STDM-OptiMW-SS algorithm
图 1. 高低频区域划分图: (a) ST-QIM-B1MW-SS 算法; (b) STDM-OptiMW-SS 算法

STDM-OptiMW-SS 算法未改变图 1(b)中灰色区域 20 个频率的对比度掩蔽值。图像经过 JPEG 压缩中的量化步骤后，高频部分的 DCT 值几乎会全部变为 0。ST-QIM-B1MW-SS 算法进一步减少了高频部分水印的嵌入量，故增强了水印对 JPEG 压缩的鲁棒性。

即使没有任何攻击和噪声，在水印嵌入端和提取端计算出的对比度掩蔽值也不同，因为嵌入水印的过程本身就改变了图像的对比度掩蔽值，这影响了水印算法的鲁棒性。为解决这个问题，本文算法进行改进，按列嵌入水印。将图像 8×8 分块后，先计算出第一列所有块的对比度掩蔽值并嵌入水印，再用第一列嵌入水印之后计算出的对比度掩蔽值作为第二列相应块的对比度掩蔽值来嵌入水印，以此类推直到最后一列完成水印的嵌入。ST-QIM-B1MW-SS 算法按列嵌入水印的过程如图 2 所示。

3.2.3. ST-QIM-B2MW-SS

ST-QIM-B2MW-SS 算法与 STDM-MW-SS 算法相似，STDM-MW-SS 算法使用一个 8×8 块中除了直流和最高频率系数的其余 62 个 DCT 系数来嵌入水印，而 ST-QIM-B2MW-SS 算法只使用一个 8×8 块中除了直流分量外的 14 个频率最低的 DCT 系数来嵌入水印。ST-QIM-B2MW-SS 算法也可以看作是 ST-QIM-B1MW-SS 算法趋于极限的情况，尽最大可能地减少高频部分水印的嵌入量从而只使用低频系数来嵌入

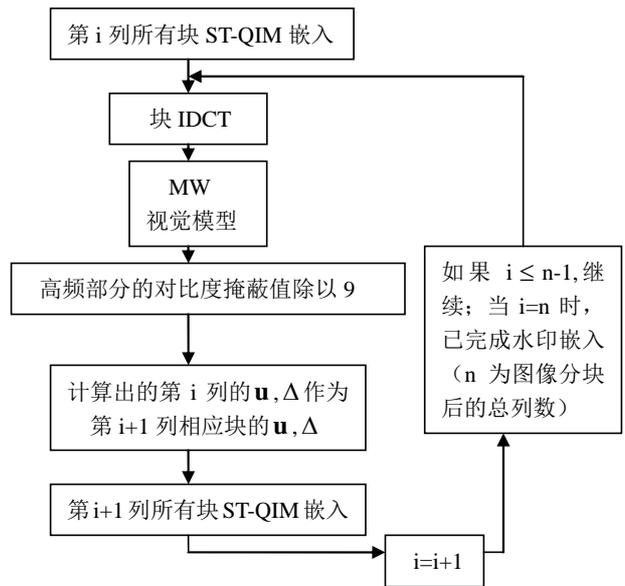


Figure 2. Embedding according to column in ST-QIM-B1MW-SS
图 2. ST-QIM-B1MW-SS 算法按列嵌入水印

水印。故 ST-QIM-B2MW-SS 算法对 JPEG 压缩的鲁棒性更强。

同时, ST-QIM-B2MW-SS 算法也使用了与 ST-QIM-B1MW-SS 类似的方法, 来确保在没有任何攻击或噪声的情况下, 水印嵌入端和提取端计算出的对比度掩蔽值相同。

3.2.4. ST-QIM-fMW-SS

与 ST-QIM-B2MW-SS 相同, 算法 ST-QIM-fMW-SS 只使用了每个 8×8 块中除了直流分量外的 14 个频率最低的 DCT 系数来嵌入水印。并且, ST-QIM-fMW-SS 进一步地修改了 Watson 模型为 fMW 模型, 不仅使量化步长随着幅度的变化作相应比例的变化, 而且进一步提高了算法的鲁棒性。

式(8)中, $C_{0,0}/128$ 是新加入的一项。仿真实验结果表明, 这一项的分母不同表明图像不同比例的直流项, 当分母取 1 时, 算法的性能优于分母取 128 时的性能。从本文第四节的实验结果三维图可以看出, 分母由小变大时, 算法的性能呈现出明显的下降的趋势。分母取 1 时, 在图像保真度不变的情况下, 可以增大水印嵌入的强度, 从而增强算法的鲁棒性。以下是 fMW 模型, 进一步修改的亮度掩蔽门限为 $t_L^{fM} [i, j, k]$, 即

$$t_L^{fM} [i, j, k] = t_L [i, j, k] \times C_{0,0} \quad (19)$$

$$= t [i, j] (C_0 [0, 0, k] / C_{0,0})^{\alpha_T} C_{0,0}$$

$$s^{fM} [i, j, k] = \max \left(t_L^{fM} [i, j, k], |C_0 [i, j, k]|^{0.7} t_L^{fM} [i, j, k]^{0.3} \right) \quad (20)$$

当图像以因数 β 比例缩放时, 相应的亮度掩蔽值变为 $\tilde{t}_L^{fM} [i, j, k]$, 即

$$\tilde{t}_L^{fM} [i, j, k] = t [i, j] (BC [0, 0, k] / (BC_{0,0}))^{\alpha_T} (BC_{0,0}) \quad (21)$$

$$= \beta t_L^{fM} [i, j, k]$$

$$\begin{aligned} & \tilde{s}^{fM} [i, j, k] \\ &= \max \left(\tilde{t}_L^{fM} [i, j, k], (|\beta C_0 [i, j, k]|)^{0.7} \tilde{t}_L^{fM} [i, j, k]^{0.3} \right) \\ &= \max \left(\beta t_L^{fM} [i, j, k], \beta^{0.7} |C_0 [i, j, k]|^{0.7} \beta^{0.3} t_L^{fM} [i, j, k]^{0.3} \right) \\ &= \beta \max \left(t_L^{fM} [i, j, k], |C_0 [i, j, k]|^{0.7} t_L^{fM} [i, j, k]^{0.3} \right) \\ &= \beta s^{fM} [i, j, k] \end{aligned} \quad (22)$$

$$\tilde{\Delta} = G_{fac} \times \sum_{i=1}^{14} \tilde{S}_i^{fM} = \beta \times G_{fac} \times \sum_{i=1}^{14} S_i^{fM} = \beta \times \Delta \quad (23)$$

因此, 当图像的幅度变为原来的 β 倍时, 量化步长也相应地变为了原来的 β 倍。ST-QIM-fMW-SS 算法的流程图基本同参考文献[8]中“图 7. 基于 Watson 模型的自适应抖动调制”(Figure 7. Adaptive dither modulation based on Watson's model), 只是将“Water's Perceptual Model”改为我们所提出的“fMW 视觉模型”以及“QIM 嵌入”改为“ST-QIM 嵌入”。

3.2.5. ST-QIM-Modified Sensitivity-SS

ST-QIM-modified sensitivity-SS 方法只使用 Watson 模型中的敏感度部分作为视觉模型的实现。为使视觉模型计算出的量化步长可以随着图像的幅度缩放作相应的比例变化, 我们修改敏感度表^[12]为 t_m , 即

$$t_m = t \times C_{0,0} \quad (24)$$

嵌入水印的过程只会改变视觉模型中计算对比度掩蔽值时用到的 DCT 系数, 敏感度表 t 内的值是恒定的, 而 $C_{0,0}$ 表征的图像平均亮度也不会因水印的嵌入而改变。故只使用敏感度表来计算量化步长可以确保在没有任何攻击和噪声的情况下, 水印的嵌入端和提取端得到的量化步长一致。

4. 实验结果与分析

为了证明前面一节所提出水印算法的有效性, 本节对 STDM-OptiMW-SS 和我们所提出的四种算法进行比较测试。

本文以 256×256 的 lena 灰度图像作为载体进行仿真测试。实验中采用 5 种水印算法分别在图像中嵌入大小为 32×32 的二值水印信息, 在每个 8×8 块中嵌入 1bit 水印信息, 并设置 5 种算法嵌入水印后的含水印图像的峰值信噪比为 45 dB。

5 种算法对抗 JPEG 压缩、幅度缩放和高斯噪声攻击的鲁棒性比较结果如图 3~5 所示。各图的横坐标分别代表 JPEG 压缩因子、幅度缩放因子和高斯噪声方差; 纵坐标 BER 代表误码率。由图可见, 在 JPEG 压缩攻击下, 基于进一步改进的视觉模型的 ST-QIM-B1MW-SS、ST-QIM-B2MW-SS、ST-QIM-fMW-SS 和 ST-QIM-modified sensitivity-SS 具有更强的鲁棒性, 误码率明显低于原始算法 STDM-OptiMW-SS。当压缩因

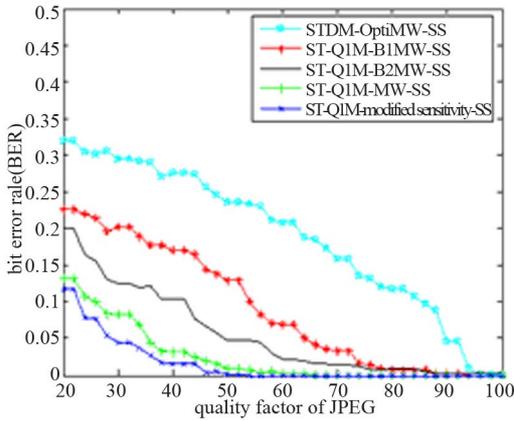


Figure 3. BER against JPEG compression
图 3. 5 种算法对抗 JPEG 压缩的误码率

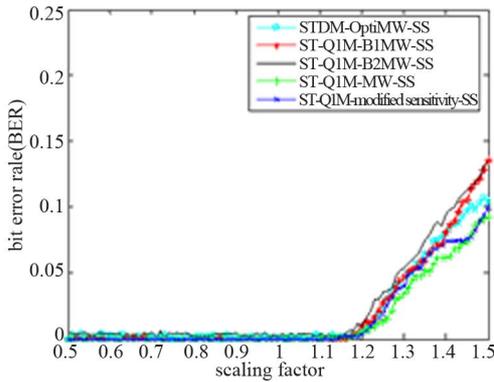


Figure 4. BER against amplitude scaling
图 4. 5 种算法对抗幅度缩放的误码率

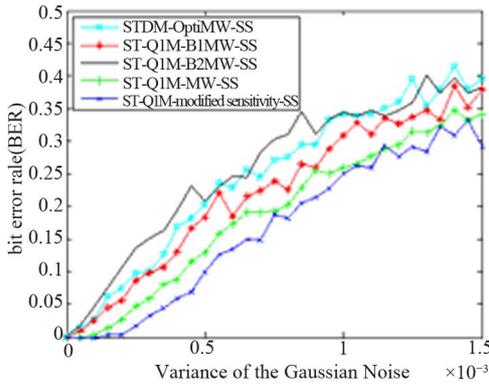


Figure 5. BER against Gaussian noise
图 5. 5 种算法对抗高斯噪声的误码率

子为 52 时, ST-QIM-fMW-SS 的误码率比 STDM-OptiMW-SS 低 0.29; 当压缩因子为 40 时, ST-QIM-modified sensitivity-SS 的误码率比 STDM-OptiMW-SS 低 0.32。在高斯噪声攻击下, ST-QIM-B2MW-SS 与原始算法 STDM-OptiMW-SS 性能相近, 其余三种算法的鲁棒性更强。在幅度缩放的攻击下, ST-QIM-fMW-

SS 与 ST-QIM-modified sensitivity-SS 鲁棒性更强。

文献[9]在实现 STDM-OptiMW-SS 时, 使用了 1/320 的嵌入率。嵌入率的降低会大大增强水印的鲁棒性, 因为重复嵌入相同的水印比特信息, 可以减少由通常的攻击引起的随机检测误差。本文实现 ST-QIM-B1MW-SS、ST-QIM-B2MW-SS、ST-QIM-fMW-SS 以及 ST-QIM-modified sensitivity-SS 算法时, 使用的嵌入率分别为 1/62、1/62、1/14、1/14 以及 1/14。可见, 本文提出的算法在使用了较高水印嵌入率的情况下, 依然具有较好的鲁棒性。

前面 3.2.3 中节提到, 式(8)中, $C_{0,0}/128$ 这一项的分母取 1 时, 算法的性能优于分母取 128 时的性能。图 6~8 是图像取不同比例直流项时的性能测试结果。我们将分母分别取为 300, 280, 260, …, 40, 20 以及 1, 0.5, 0.25; “different tables” 轴对应了不同的分母值。可见, 在 JPEG 压缩、幅度缩放和高斯噪声的攻击下, 随着分母的增大, 算法的误码率有明显的上升趋势。与 MW 模型中的分母 128 相比, 分母取 1 时对抗各种攻击的鲁棒性明显更优。而实验数据显示, 分母变得更小, 如 0.5 和 0.25 时, 算法的性能趋于不变, 故选 1 作为分母。

5. 结束语

本文在分析 MW 视觉模型特点的基础上, 对 MW 视觉模型进行了改进, 并基于此改进与 STDM 相结合提出了四种自适应量化水印算法, 仿真实验对四种算法其性能进行了测试和比较。研究表明, 本文提出的算法对常见的攻击具有更好的鲁棒性, 尤其对 JPEG 压缩的攻击。其中, ST-QIM-fMW-SS 和 ST-QIM-

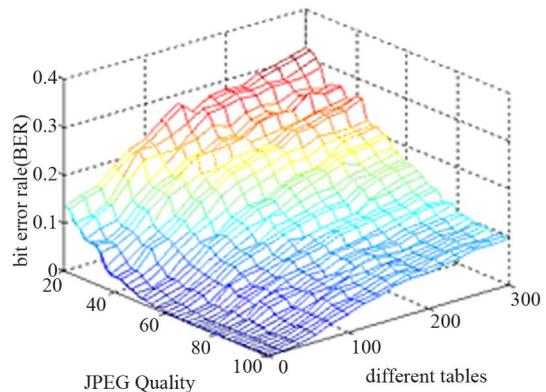


Figure 6. BER against JPEG compression (PSNR = 45 dB)
图 6. 不同比例直流项对抗 JPEG 压缩的误码率

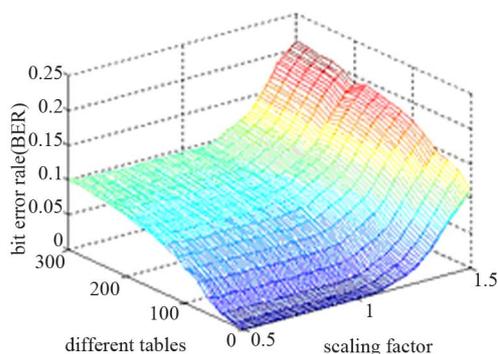


Figure 7. BER against amplitude scaling (PSNR = 45 dB)
图 7. 不同比例直流项对抗幅度缩放的误码率

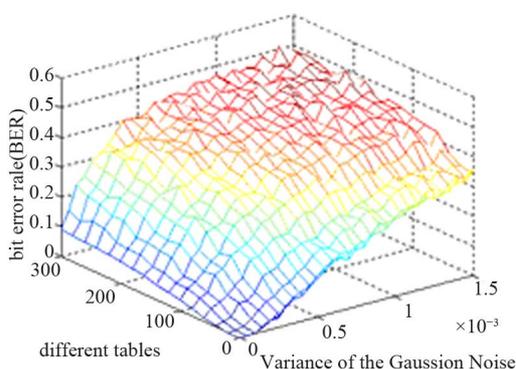


Figure 8. BER against Gaussian noise (PSNR = 45 dB)
图 8. 不同比例直流项对抗高斯噪声的误码率

modified sensitivity-SS 算法可以获得最佳效果。本文算法的提出可以为数字作品的版权保护(DRM)提供更可靠的保护,因为水印技术通过在数字作品中嵌入一定的信息对其进行保护,从而实现版权确认、跟踪及网络监测等。本文提出的算法由于在 JPEG 压缩、幅度缩放和高斯噪声的攻击下性能的改进,使其在实际中应用可能性进一步增强。因为实际中,水印对亮度缩放和重新量化的鲁棒性(最好是不变化)是必须的,因为水印在拷贝保护应用中, D/A 和 A/D 变换是经常出现的,常常会导致亮度或声音的变化。

从数字水印发展来看,本论文提出的基于视觉模型并与 STDM 相结合自适应量化水印算法,其研究的出发点正是基于在实际中的应用考虑的^[13]。所提出的算法是基于 DCT 变换的变换域水印算法,变换域算法与空域水印算法相比,由于嵌入的水印信号能量经过 IDCT 反变换后分布到空域的所有像素上,从而有利于保证水印的不可感知性;将人的视觉模型尤其是衡量基于分块 DCT 变换的 Watson 视觉模型结合到水印算法中,并加以改进,最大限度地提高数字作品的

信息嵌入量;与 STDM 相结合,这是基于扩频的水印算法和基于量化的水印算法的结合,将两种算法的优点相结合,从而达到嵌入信息量和抗噪声性能的提高。从数字水印算法的发展和本文提出的算法特点来看,以下几个方面是我们进一步研究的方向:

- 1) 更深层次从视觉特性研究量化与扩频思想结合的综合数字水印算法;
- 2) 在扩频水印方面除视觉模型外,考虑其他含边信息的嵌入方法;
- 3) 为使提出的数字水印算法不仅用于版权保护,而且用于信息的安全通信,研究大容量的水印算法。

本论文提出的几种水印算法已经在这方面做出很好尝试(较高水印嵌入率的情况下,依然具有较好的鲁棒性)。

6. 致谢

论文作者非常感谢审稿人提出的宝贵修改意见,使本论文的质量得到较大的提高。并感谢杂志编委们的辛勤工作。

参考文献 (References)

- [1] X. B. Gao, C. Deng, X. L. Li and D. C. Tao. Geometric distortion insensitive image watermarking in affine covariant regions. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part C: Applications and Reviews*, 2010, 40(3): 278-286.
- [2] H.-C. Huang, W.-C. Fang. Metadata-based image watermarking for copyright protection. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2010, 18: 436-445.
- [3] M. K. Khan, L. Xie and J. S. Zhang. Chaos and NDFT-based spread spectrum concealing of fingerprint-biometric data into audio signals. *Digital Signal Processing*, 2010, 20: 179-190.
- [4] F. M. Bui, K. Martin, H. P. Lu, K. N. Plataniotis and D. Hatzinakos. Fuzzy key binding strategies based on quantization index modulation (QIM) for biometric encryption (BE) applications. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2010, 5(1): 118-132.
- [5] W. Lu, H. T. Lu and F.-L. Chung. Feature based robust watermarking using image normalization. *Computers and Electrical Engineering*, 2010, 36: 2-18.
- [6] B. Chen, G. W. Wornell. Quantization index modulation: A class of provably good methods for digital watermarking and information embedding. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2001, 47(4): 1423-1443.
- [7] B. Chen, G. W. Wornell. Provably robust digital watermarking. *Proceedings of the 1999 Multimedia Systems and Applications*, Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 1999, 3845: 43-53.
- [8] Q. Li, I. J. Cox. Using perceptual models to improve fidelity and provide resistance to volumetric scaling for quantization index modulation watermarking. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2007, 2(2): 127-139.
- [9] Q. Li, I. J. Cox. Improved spread transform dither modulation using a perceptual model: Robustness to amplitude scaling and

- JPEG compression. IEEE ICASSP, 2007, 2: 185-188.
- [10] X. Li, J. Liu, J. Sun, X. Yang and W. Liu. Step-projection-based spread transform dither modulation. IET Information Security, 2011, 5(3): 170-180.
- [11] 张专成, 张殿富 闫小萍. 一种鲁棒的基于 DWT 域自适应量化步长的图像盲水印算法[J]. 中国图像图形学报, 2006, 11(6): 840-847.
- [12] A. B. Watson. DCT quantization matrices visually optimized for individual images. Human Vision, Visual Processing and Digital Display IV, Bellingham, 1993, 1913: 202-216.
- [13] 王颖, 肖俊, 王蕴红. 数字水印原理与技术[M]. 北京: 科学出版社, 2007.