

文章编号: 2096-1618(2017)03-0254-05

STDM 图像水印改进算法

王勉, 杨榆, 雷敏

(北京邮电大学信息安全中心, 北京 100876)

摘要:扩展变换抖动调制 (spread transform dither modulation, STDM) 水印算法在鲁棒性、隐藏容量及盲检测等方面具有良好的性能。为实现水印算法鲁棒性和透明性的相对平衡统一, 在研究 Watson 视觉模型和 STDM 算法原理的基础上, 对 STDM 水印算法中投影向量的选取和构造进行改进, 提出一种基于 Watson 视觉模型的 STDM 图像水印改进算法。仿真实验结果表明, 基于 Watson 视觉模型的 STDM 改进算法在抵抗 JPEG 攻击时, 能够在不显著降低透明性的情况下, 提升其鲁棒性和综合性能。

关键词:STDM 改进; Watson 视觉模型

中图分类号:TP301.6

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2017.03.004

0 引言

数字水印通过将秘密信息嵌入诸如文本、图像、音频和视频等载体中, 来达到版权保护和认证的目的。目前针对数字水印相关技术的研究主要集中在透明性和鲁棒性两个方面。根据水印嵌入过程的不同, 主要将水印方法分为扩频和量化水印两大类, 各有优缺点。

在实际应用中, 业界普遍关注如何实现水印信息的盲检测、鲁棒性和透明性的相对平衡统一, 而基于量化的 STDM 水印算法在盲检测和鲁棒性方面具有不错的表现。因此, 许多学者结合扩展变换抖动调制 (spread transform dither modulation, STDM), 并提出将人类视觉特性引入 STDM 中, 使其可自适应地利用人眼的视觉冗余实现信息的有效嵌入^[1-5], 以期实现三者的平衡。Qiao Li^[3]和 Yu D^[5]等相继提出了许多基于视觉模型的 STDM 改进算法, 然而这些算法的鲁棒性还有待提高^[6], 其中投影向量的选取就是一个值得研究和突破的方向^[6-8]。结合 Watson 视觉模型, 对 STDM 水印算法中投影向量进行研究, 提出一种基于 Watson 视觉模型的 STDM 图像水印改进算法。

先从嵌入水印和提取水印两个阶段, 对经典的 STDM 水印算法进行了概括描述, 然后根据其原理, 并结合 Watson 视觉模型, 对 STDM 水印算法中投影向量的选取进行了研究和设计, 从而实现算法的改进。通过选取标准测试图像和不同的模拟攻击, 对算法进行了不同条件下的性能测试和一定的结果分析。

1 算法描述与研究设计

在此之前, 有必要先对先行知识 Watson 视觉模型和经典的 STDM 水印算法^[9]作出概括介绍。

1.1 Watson 视觉模型

对于数字水印而言, 主要由灵敏度、掩蔽和合并 3 种基本现象体现其所有成分的感知程度变化。

Watson 视觉模型根据图像块离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 预估变化的可感知性, 然后将这些估计结果合并成一个对感知距离的单个估计^[10]: 把一幅图像 C 划分成多个不相交的 8×8 像素块, 并用 $C[i, j, k]$ 代表第 k 个 8×8 像素块中坐标为 (i, j) 的像素, 其中 $(0 \leq i, j \leq 7)$; 然后通过 DCT 将每个 8×8 像素块变换到 DCT 域, 并用 $c_0[i, j, k]$ 表示第 k 个 8×8 块的对应的 DCT 块, $c_0[0, 0, k]$ 表示该块的平均像素强度。通过 DCT 变换, 图像的能量被集中到低频部分, 再结合频率确定量化步长, 进而量化所有项。Watson 视觉模型主要以上述的 3 种感知现象为基础, 并由一个敏感度函数、两个基于亮度和对比度的掩蔽部分及一个合并部分组成^[10]。

1.2 STDM 水印算法描述

从嵌入水印和提取水印两个阶段描述经典的 STDM 水印算法。

1.2.1 嵌入水印阶段

嵌入水印的过程如图 1 所示。

收稿日期: 2017-05-02

基金项目: 国家重点研发计划课题资助项目 (2016YFF0204001); 国家自然科学基金资助项目 (61121061)

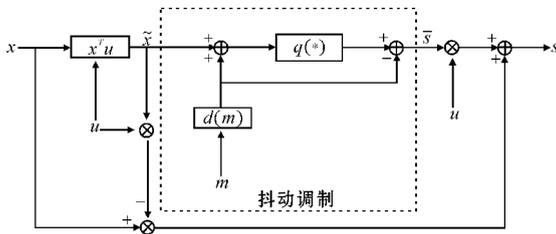


图 1 水印嵌入阶段

其中,3 个输入变量分别为 x 代表从载体数据信号中提取的向量; u 代表选取的投影向量; $m \in \{0, 1\}$, 代表水印比特。

整个过程可描述为:

(1) 从原始数据信号中提取得到向量 x , 将其与选择的投影向量 u 作内积 $x^T u$, 得到待量化的系数 \tilde{x} , 进入抖动调制(图 1 虚线框部分)过程;

(2) 在抖动调制过程中, 先根据不同的水印信息比特(0 或 1) 确定合适的抖动量 $d(m)$, 得到待量化数据 $w = \tilde{x} + d(m)$, 然后对待量化数据 w 运用量化器 $q(\cdot)$ 进行量化处理得到量化值 \tilde{s} , 从而实现水印的嵌入; 可用如下公式组描述:

$$\begin{cases} q(x) = \Delta \times \text{round}(w/\Delta) \\ w = \tilde{x} + d(m) \end{cases}$$

其中, Δ 为量化步长, $\text{round}(\cdot)$ 函数为对 \cdot 进行四舍五入, w 为待量化数据的数据;

(3) 得到量化值 \tilde{s} 后, 对其作如下运算以得到输出向量, 从而完成整个嵌入过程:

$$s = \tilde{s}u + x - \tilde{x}u$$

1.2.2 提取水印阶段

经典的 STDM 算法, 其提取水印过程是嵌入水印过程的逆变换, 即先从嵌入水印后的信号中获取到对应向量 y , 然后根据最小距离检测进行水印解码提取, 过程如图 2 所示^[8]。

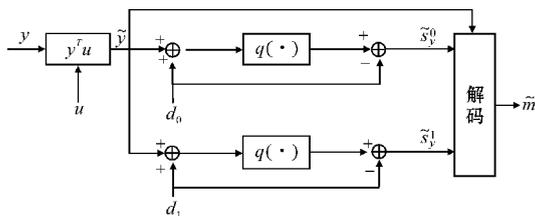


图 2 STDM 水印提取过程

其中,2 个输入变量分别为 y 代表从载密数据信号中提取的向量; u 代表选取的投影向量。

整个过程可描述为:

(1) 从载密数据信号中提取得到向量 y , 将其与选择的投影向量 u 作内积 $y^T u$, 得到待量化系数 \tilde{y} , 进入最小距离检测解码过程;

(2) 在最小距离检测解码过程中, 先对 \tilde{y} 分别用

0,1 比特对应的抖动量 d_0, d_1 作处理, 得到待量化数据 $w_0 = \tilde{y} + d_0, w_1 = \tilde{y} + d_1$, 然后对待量化数据 w_0, w_1 用量化器 $q(\cdot)$ 进行量化处理得到量化值 $\tilde{s}_y^0, \tilde{s}_y^1$, 最后根据最小距离, 进行解码, 确定输出水印比特 \tilde{m} 。

1.3 研究与设计

从 STDM 水印算法的原理能够看出, 投影向量 u 对 STDM 水印算法的性能具有较大的影响^[11], 故文中主要通过对投影向量 u 的选取和确定的改进实现对算法的改进。由于投影向量的选取方法较多, 结合研究实际, 仅对结合 Watson 视觉模型并从随机、均匀、平行角度构造的投影向量进行介绍。

设符号 X_0 代表大小为 $N \times N$ 的原始图像, $C_0[k, i, j]$ ($1 \leq i, j \leq m, 1 \leq k \leq (N \times N)/(M \times M)$) 代表对 X_0 先做 $M \times M$ 分块, 然后对其进行 DCT 变换之后得到的第 k 块中的坐标为 (i, j) 的元素。 $X_1[k, i]$ ($1 \leq i \leq M \times M$) 代表将第 k 个 $M \times M$ 块按行扫描所得到的列向量中的第 i 个元素; $P[k, i]$ ($1 \leq i \leq M \times M$) 代表第 k 个 $M \times M$ 分块的投影向量中的第 i 个元素。

(1) 随机投影向量: 该单位向量的元素为随机数。即, 设 $V = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 其中 x_i 为随机数 ($0 < x_i < 1, 1 \leq i \leq n$), 则随机投影向量为: $P = V / |V|$;

(2) 均匀投影向量: 该向量的每个分量值都相等。若 N 维向量为: $V = (1, 1, \dots, 1)$, 则可据其构造的均匀投影向量为: $P = V / \sqrt{N}$;

(3) 平行投影向量: 即将 $X_1[k]$ 归一化(即 $P[k] = X_1[k] / |X_1[k]|$) 得到的向量, 这样, 将 $X_1[k]$ 向 $P[k]$ 投影相当于求其模值。

在得到上述不同的投影向量 P 后, 再结合根据 Watson 视觉模型计算得到的亮度掩蔽阈值 $x_r[i, j, k]$, 构造如下系数筛选向量:

$$w[k, n] = \begin{cases} 1 & x_r[i, j, k] > T \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

式中: $1 \leq n \leq M \times M, 1 \leq i, j \leq M \times M, T$ 是一个预先设定的阈值。

然后计算最终的投影向量 $u: u = P \cdot w$ 。

2 算法仿真和结果分析

2.1 测试图像选取

为对算法进行仿真测试, 选取 10 幅常用的标准灰度测试图像作为载体, 具体见表 1 和图 3(对应表 1 从左至右, 由上至下) 所示。

表1 标准灰度测试图像

名称	大小	名称	大小
Baboon	512×512	Barbara	512×512
Boat	512×512	Bridge	512×512
Couple	512×512	Goldhill	512×512
Lena	512×512	Peppers	512×512
Pirate	512×512	Plane	512×512



图3 标准灰度测试图像

2.2 水印选取

为不失一般性,选取长度为128比特的随机01序列,作为测试用水印嵌入到上述10幅测试图像中。

2.3 实验结果与分析

主要对结合Watson视觉模型的不同投影向量时STDM水印系统的鲁棒性进行比较和分析。文章采用峰值信噪比(PSNR)、误码率(BER)和相关系数(CORR)对其进行评价和测量。以下结果均为10幅测试图像在相同条件的均值,见表2。

表2 无攻击时各投影向量的性能

投影向量	视觉模型	误码率	相关系数	峰值信噪比
均匀投影	Watson	0	1	56.5772
	noWatson	0	1	56.9208
平行投影	Watson	0	1	55.4565
	noWatson	0	1	55.3765
随机投影	Watson	0	1	55.9051
	noWatson	0	1	56.2101

2.3.1 无攻击

在无攻击情况下,根据表2可见,结合Watson视觉模型的均匀投影向量、平行投影向量的STDM水印算法的性能基本和未结合Watson视觉模型的均匀投影向量、平行投影向量的STDM水印算法的性能基本持平;使用随机投影向量的STDM水印算法相比于使用均匀投影向量的STDM水印算法之所以相对性能不佳,主要是因为这种方法与载体分布无关,没有充分利用载体分布特性。

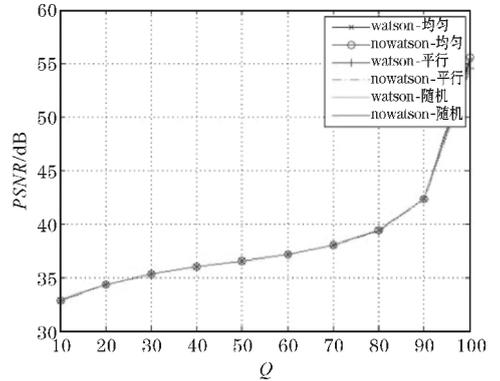


图4 峰值信噪比PSNR与JPEG压缩强度Q之间的关系

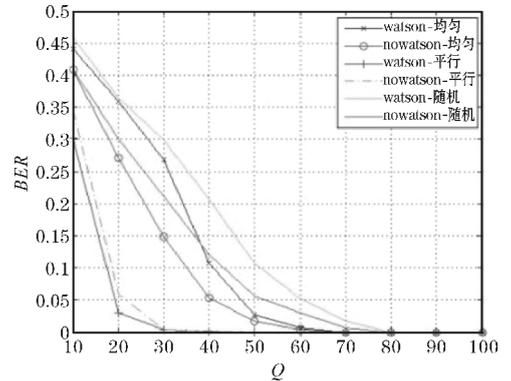


图5 在峰值信噪比为55 dB时JPEG压缩因子Q与误码率BER之间的关系

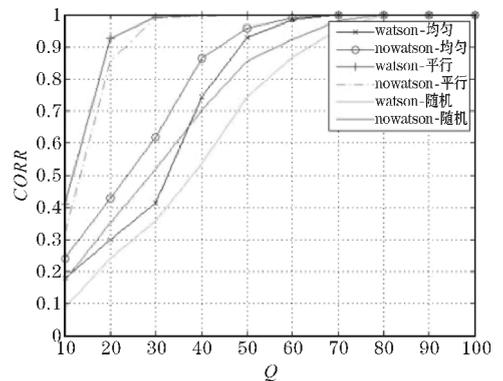


图6 在峰值信噪比为55 dB时JPEG压缩因子与相关系数CORR之间的关系

2.3.2 JPEG压缩攻击

图4是在相同的嵌入率下,载密图像的峰值信噪

比 ($PSNR$) 与 JPEG 压缩强度 (Q) 间的关系曲线。当 $PSNR=55$ dB时, BER 、 $CORR$ 与 Q 之间的关系分别如图 5 和图 6 所示。根据图 5、图 6,针对 JPEG 压缩攻击,结合部分 Watson 视觉模型的平行向量的性能表现最佳,因为其具有一定自适应作用,所以其在 JPEG 压缩因子相同的情况,其误码率最低、相关系数最高。

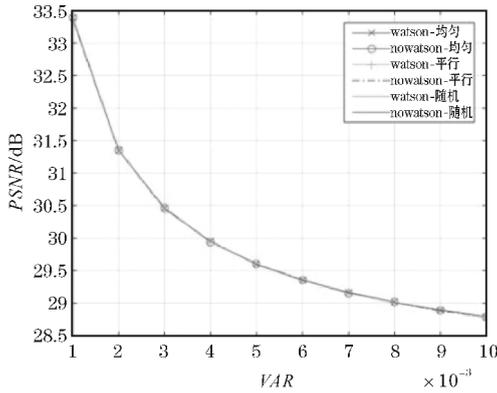


图 7 峰值信噪比 $PSNR$ 与高斯噪声 ($0, VAR$) 之间的关系

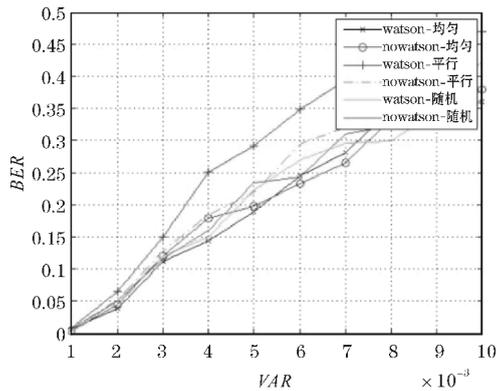


图 8 误码率 (BER) 与高斯噪声 ($0, VAR$) 之间的关系

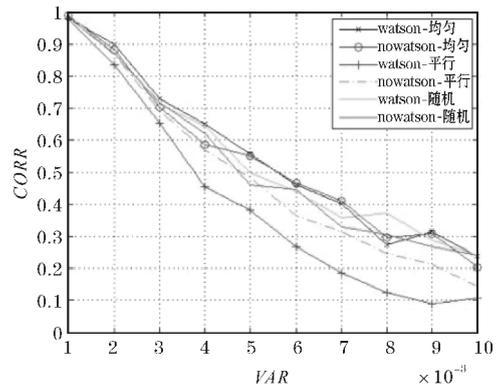


图 9 相关系数 ($CORR$) 与高斯噪声 ($0, VAR$) 之间的关系

2.3.3 高斯噪声攻击

图 7 是在相同的嵌入率下,载密图像的 $PSNR$ 和其能够抵抗的高斯噪声 ($0, VAR$) 之间的关系。当 $PSNR=55$ dB时, BER 、 $CORR$ 与 ($0, VAR$) 间的关系分别如图 8 和图 9 所示。由图 8、图 9 可见,就抗高斯噪声攻击的能力而言,未结合 Watson 视觉模型的均匀

向量和结合 Watson 视觉模型的均匀向量性能较近,较其他投影向量最佳。这是由于未结合 Watson 视觉模型的均匀向量,其系数选择主要在低频部分,优缺点相互中和的结果。

2.3.4 泊松攻击和椒盐噪声攻击

表 3 和表 4 分别是在泊松攻击和椒盐噪声攻击下各投影向量的性能表现对比。对于泊松攻击而言,结合 Watson 视觉模型各投影向量中,仅平行向量性能表现较好;针对椒盐攻击,仅在椒盐强度为 1‰时,结合部分 Watson 视觉模型的平行向量较未结合部分 Watson 视觉模型的平行向量表现更佳;但就整体而言,结合部分 Watson 视觉模型的投影向量的综合性能表现较未结合 Watson 视觉模型的投影向量性能较差。

表 3 泊松攻击下各投影向量的性能

投影向量	视觉模型	误码率	相关系数	峰值信噪比
均匀投影	Watson	0.0578	0.8488	31.7197
	noWatson	0.0554	0.8631	31.7091
平行投影	Watson	0.0687	0.8271	31.7100
	noWatson	0.0781	0.8048	31.7042
随机投影	watson	0.0664	0.8343	31.7061
	noWatson	0.0406	0.8987	31.7061

表 4 椒盐噪声攻击下各投影向量对应的误码率

投影向量	视觉模型	椒盐噪声强度		
		1‰	3‰	5‰
均匀投影	Watson	0.0085	0.0218	0.0398
	noWatson	0.0015	0.0117	0.0218
平行投影	Watson	0.0078	0.0367	0.0539
	noWatson	0.0125	0.0359	0.0515
随机投影	Watson	0.0093	0.0242	0.0414
	noWatson	0.0078	0.0226	0.0289

综合以上 4 个实验结果可以发现,针对 JPEG 压缩和高斯噪声攻击,选择不同的投影向量,系统的性能差别很大;而对泊松攻击和椒盐噪声攻击,差别较小。特别地,针对 JPEG 压缩时,选择结合部分 Watson 视觉模型的平行向量可得到最佳的性能;而针对高斯噪声攻击时,选择结合部分 Watson 视觉模型的均匀向量可以得到相对较好的性能。

3 结束语

在数字水印技术的实际应用中,鲁棒性、隐藏容量和透明性的平衡统一是一个值得研究的问题,基于视

觉模型的 STDM 改进算法对此性能表现较好。在理论上, Watson 视觉模型是可以改善系统的性能的, 故结合 Watson 视觉模型和经典的 STDM 算法, 通过对其投影向量选取与确定的研究和设计, 实现算法的改进; 并选取 3 种不同的投影向量: 均匀向量、平行向量和随机向量, 在量化步长为 90 时进行不同条件下的仿真测试。实验数据表明, 结合 Watson 视觉模型的 STDM 改进算法, 选取平行向量, 针对 JPEG 攻击时, 能够在透明性不显著降低的情况下, 提升其鲁棒性; 但同时, 该改进算法对泊松攻击和椒盐噪声攻击在不同的投影向量选择下具有不同的性能表现, 有优有劣。从上述实验和结果分析可以发现, 仅仅利用 Watson 视觉模型并不能得到满意的结果, 后续将从量化步长优化、综合 Watson 视觉模型和其他选取投影向量的方法来确定针对不同噪声攻击的最优投影向量这两个方向来进行进一步的深入研究, 以争取在透明性和鲁棒性等方面继续改进。

参考文献:

- [1] 毕洪波. 鲁棒性数字图像与视频水印算法研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2013.
- [2] Cox I J, Miller M I, Bloom J A. Digital Watermarking [M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publisher; 2002: 5-6.
- [3] Li Q, Doerr G, Cox I J. Spread Transform Dither Modulation using a Perceptual Model [C]. IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing. IEEE, 2006: 98-102.
- [4] Li Q, Cox I J. Improved Spread Transform Dither Modulation using a Perceptual Model: Robustness to Amplitude Scaling and JPEG Compression [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE Xplore, 2007: II-185-II-188.
- [5] Yu D, Ma L, Wang G, et al. Adaptive spread-transform dither modulation using an improved luminance-masked threshold [C]. IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2008: 449-452.
- [6] 李鑫超. 基于扩展变换抖动调制的数字水印方法 [D]. 济南: 山东大学, 2011.
- [7] Perez-Gonzalez F, Balado F, Martin J R H. Performance analysis of existing and new methods for data hiding with known-host information in additive channels [J]. Signal Processing IEEE Transactions on, 2003, 51(4): 960-980.
- [8] Chen B, Wornell G W. Provably robust digital watermarking [J]. Multimedia Systems and Applications. 1999, 3845: 43-54.
- [9] 马志伟, 满春涛, 李巍. 基于 STDM 与粒子群优化的音频水印算法 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2016, (5): 73-78.
- [10] 孙晓霞, 曹广志. 基于 Watson 感知模型水印的讨论 [J]. 现代电子技术, 2009, 32(7): 76-78.
- [11] 肖俊, 王颖. 扩展变换抖动调制水印算法中投影向量的研究 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(12): 1799-1805.

Improved Spread Transform Dither Modulation based on Watson Vision Model

WANG Mian, YANG Yu, LEI Min

(Information Security Center, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: Spread Transform Dither Modulation (STDM) watermarking algorithm has a good performance in robustness, capacity and blind detection. For balance and unity of watermarking algorithm's robustness and transparency, this paper made some improvements on select and construct of project vector of STDM based on research of Watson vision model, and then proposed an improved STDM algorithm. Simulation and experimental results show that the proposed algorithm has an improvement on robustness under the JPEG attack.

Keywords: improvement of STDM; watson vision model