

一种基于新的正交复数变换的鲁棒水印算法

张 悦,舒华忠,伍家松,罗立民

(东南大学影像科学与技术实验室,江苏南京 210096)

摘 要: 本文提出了一种基于共轭对称列率复数哈达码变换(CS-SCHT)的鲁棒水印算法.在水印嵌入时,选择图像的CS-SCHT系数幅度作为水印载体,同时设计一种新的人眼视觉系统改善含水印图像的不可见性.检测时,运用Kolmogorov-Smirno方法估计系数幅度的近似分布.然后根据该分布构造局部最优检测器.实验表明该变换适合于水印领域,新检测器具有良好的鲁棒性,且人眼视觉系统能够改善含水印图像的视觉质量.

关键词: 共轭对称列率复数哈达码变换;人眼视觉系统;检测;近似分布;局部最优检测器

中图分类号: TP309 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2013)08-1574-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.08.019

A Robust Watermarking Algorithm Based on a New Orthogonal Complex Transform

ZHANG Yue, SHU Hua-zhong, WU Jia-song, LUO Li-min

(Laboratory of Image Science and Technology, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096)

Abstract: A new robust watermarking algorithm based on conjugate symmetric sequency-ordered complex Hadamard transform (CS-SCHT) is proposed in this paper. At the phase of embedding, the magnitude of the CS-SCHT coefficients of host image is selected as support of watermark, and a new human visual system is designed to improve the invisibility of marked image. Kolmogorov-Smirno method is used to estimate the approximate distribution of the coefficients' magnitude, and then a locally optimal detector is constructed based on the approximate distribution. Experimental results show that the CS-SCHT is suitable for watermark application, and the proposed detector and human visual system can provide good performance.

Key words: conjugate symmetric sequency-ordered complex hadamard transform; human visual system; detection; approximate distribution; locally optimal detector

1 引言

共轭对称列率复数哈达码变换(Conjugate Symmetric-Sequency Complex Hadamard Transform: CS-SCHT)是一种近年提出的正交复变换,其频谱特性与DFT非常接近^[1].CS-SCHT的变换矩阵仅由四个元素组成:±1和±j,其中 $j = \sqrt{-1}$,其快速算法的流图与FFT类似,并且具有更低的计算复杂度.因此,CS-SCHT在信号处理和频谱分析等领域可以作为DFT一种很好的替代^[1,2].本文选择CS-SCHT的系数幅度作为水印载体,并对它的幅度分布情况进行研究,设计出一种乘性水印的局部最优检测器(Locally Optimum Detector: LOD).同时,为了改善水印的不可见性,本文提出一种基于CS-SCHT系数幅度的人眼视觉系统(Human Visual System: HVS).

2 共轭对称列率复数哈达码变换

令 H_k 表示 $k \times k$ 大小的CS-SCHT矩阵,数字图像 $f_{M \times N}$ 变换后的系数矩阵 $F_{M \times N}$ 可以写成:

$$F_{M \times N} = \frac{1}{MN} H_M^* f_{M \times N} (H_N^*)^T \quad (1)$$

式中上标*表示复共轭,T表示矩阵转置.式(1)的反变换如下式所示:

$$f_{M \times N} = (H_M^*)^T F_{M \times N} H_N^* \quad (2)$$

限于篇幅,有关CS-SCHT的定义及性质不详细列举,读者可参见文献[1].

3 水印的嵌入与检测

载体图像系数统计模型的精确性对于检测器的设

计及检测结果具有重要意义. 比如, 离散小波变换 (DWT) 系数被认为服从广义高斯分布^[3], 而文献[4, 5] 使用 Weibull 分布模拟 DFT 系数幅度. 本文首先估计 CS-SCHT 系数幅度的概率密度函数 (Probability Density Function: PDF), 然后再以此为基础设计检测器.

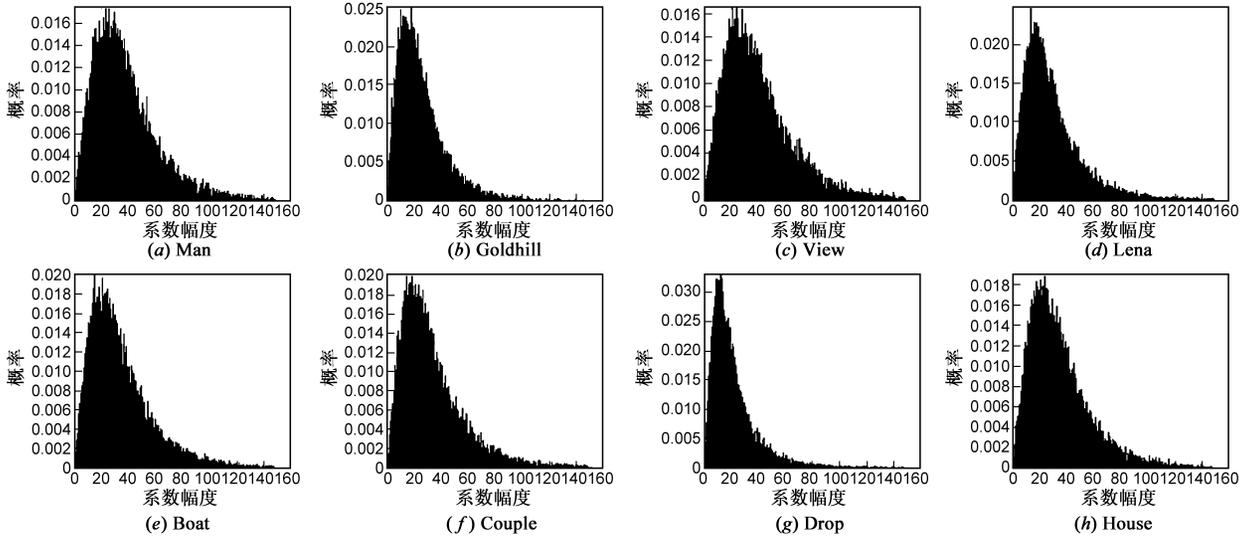


图1 全局图像CS-SCHT系数幅度分布

下面使用 Kolmogorov-Smirnov (KS) 方法计算图像实际的累积分布函数 (Cumulative Distribution Function: CDF) 与典型分布的 CDF 之间的 KS 值, 如式(3)所示:

$$KS = \max_{i=1,2,\dots} |F_X(x_i) - F(x_i)| \quad (3)$$

式中 $F_X(\cdot)$ 和 $F(\cdot)$ 分别表示测试图像和已知分布的 CDF, x_i 表示 CDF 上的第 i 个采样点, 结果如表 1 所示.

表 1 图像 KS 测试结果

	Weibull 分布	高斯 分布	瑞利 分布	指数 分布	拉普拉斯 分布	柯西 分布
Goldhill	0.0505	0.1262	0.1675	0.1424	0.1653	0.0844
View	0.0453	0.1152	0.1355	0.1612	0.1741	0.0835
Lena	0.0554	0.1341	0.1798	0.1444	0.1638	0.0871
Man	0.0505	0.1198	0.1408	0.1624	0.1732	0.0769
Boat	0.0435	0.1163	0.1477	0.1524	0.1702	0.0866
Couple	0.0459	0.1215	0.1558	0.1479	0.1687	0.0912
Drop	0.0625	0.1487	0.2125	0.1269	0.1833	0.0766
House	0.0480	0.1171	0.1428	0.1606	0.1721	0.1007

从上表可以看出, 对应于 Weibull 分布的 KS 值最小. 根据 246 幅图像 KS 值的分布情况得到 Weibull 分布在 0.05 显著度、样本数 246 的 KS 检验临界值近似为 0.07, 如图 2 所示, 其中横坐标表示图像, 纵坐标表示 Weibull 分布的 KS 值.

根据以上分析, 在 0.05 的显著度下, 可以认为 CS-SCHT

3.1 CS-SCHT 幅度分布研究

实验选择南加州大学 USC 数据库^[6]中的 246 幅图像来研究 CS-SCHT 幅度的分布情况. 图 1 显示了其中 8 幅 512×512 的灰度图像的 CS-SCHT 幅度分布情况. 横坐标表示幅度, 纵坐标表示幅度出现的概率.

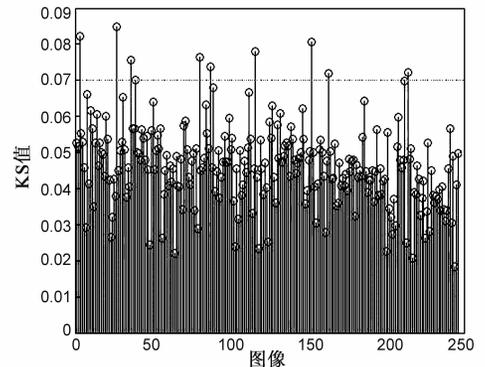


图2 246幅图像的Weibull分布的KS值

系数幅度服从 Weibull 分布, 其 PDF 如下所示:

$$f(x) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{x}{\alpha}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (4)$$

其中 α 和 β 分别是 Weibull 分布的尺度参数和形状参数.

3.2 水印嵌入

嵌入步骤如下:

(1) 先产生 M 阶的 CS-SCHT 变换矩阵, 然后对 $M \times M$ 的载体图像按式(1)进行变换, 得到变换系数矩阵 $F_{M \times M}$.

(2) 计算 $F_{M \times M}$ 对应的幅度矩阵和相位矩阵, 保存后者, 并对前者作中心化处理.

(3) 根据密钥随机选择 N 个嵌入位置, 采用乘性方式嵌入水印:

$$y_i = x_i(1 + \gamma_i w_i) \quad (5)$$

式中 y_i 和 x_i 分别表示嵌入水印前后的系数幅度, γ_i 表示嵌入强度, w_i 表示嵌入的水印比特, 服从 $N(0, 1)$. 此处利用人眼视觉系统模型得到水印嵌入强度. 文献[7]给出了一种用于衡量人眼对于不同频率的视觉敏感度模型 $H(f)$, 其中 $H(f_i)$ 表示第 i 个待嵌入系数的敏感度数值. 具体内容请参见文献[7]. 另外, 由于人眼对于图像中等亮度的变化最为敏感, 而对于高亮度和低亮度的变化不敏感. 因此, 本节提出一种亮度模型 $L(i)$, 如式(6)所示:

$$L(i) = \left| \frac{A_i - A_m}{A} \right| \quad (6)$$

其中, A_i 表示被选中的第 i 个嵌入水印的系数幅度, A_m 表示被选中的系数幅度均值, A 表示图像的直流系数幅度, 此处借鉴了 DCT 的 Watson 模型中的亮度敏感度模型. 直流系数反映了亮度情况. 嵌入强度定义为 $\gamma_i = \lambda H(f_i) L(i)$, λ 是一个全局调整系数, 可以针对不同的图像进行调整.

(4) 嵌入完成后, 对所选系数的共轭对称部分作同样处理, 然后反变换, 得到含水印的图像.

3.3 水印检测

令 H_0 表示载体图像不含水印或者含其它水印的情况, H_1 表示载体图像含有正确水印的情况. 水印检测过程可写成如下的二元假设检验形式:

$$H_0: y_i = x_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

$$H_1: y_i = x_i(1 + \gamma_i w_i), \quad i = 1, 2, \dots, N$$

由于水印信息相对于载体图像而言属于弱信号, 因此水印的嵌入并不会显著地改变载体系数的分布情况^[3]. 所以, 在两种假设下, y_i 的概率密度可以表示为^[4]:

$$\begin{aligned} H_0: f(y_i | H_0) &= \frac{\beta_i}{\alpha_i} \left(\frac{y_i}{\alpha_i} \right)^{\beta_i - 1} \exp \left[- \left(\frac{y_i}{\alpha_i} \right)^{\beta_i} \right] \\ H_1: f(y_i | H_1) &= \frac{\beta_i}{\alpha_i(1 + \gamma_i w_i)} \left(\frac{y_i}{\alpha_i(1 + \gamma_i w_i)} \right)^{\beta_i - 1} \\ &\quad \cdot \exp \left[- \left(\frac{y_i}{\alpha_i(1 + \gamma_i w_i)} \right)^{\beta_i} \right] \end{aligned} \quad (8)$$

利用对数似然比准则, 得到检测统计量 $l(y)$:

$$\begin{aligned} l(y) &= \ln \frac{\prod_{i=1}^N f(y_i | H_1)}{\prod_{i=1}^N f(y_i | H_0)} = \sum_{i=1}^N -\beta_i \ln(1 + \gamma_i w_i) \\ &\quad + \sum_{i=1}^N (\alpha_i^{-1} y_i)^{\beta_i} \{1 - (1 + \gamma_i w_i)^{-\beta_i}\} \end{aligned} \quad (9)$$

对上式中等号右边的两项在 $\gamma_i = 0$ 邻域内进行一阶泰勒级数展开^[8], 分别得到:

$$-\sum_{i=1}^N \beta_i \ln(1 + \gamma_i w_i) \approx -\sum_{i=1}^N \beta_i w_i \gamma_i \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^N (\alpha_i^{-1} y_i)^{\beta_i} \{1 - (1 + \gamma_i w_i)^{-\beta_i}\} \approx \sum_{i=1}^N (\alpha_i^{-1} y_i)^{\beta_i} \beta_i w_i \gamma_i \quad (11)$$

因此, 式(9)可以写成:

$$\begin{aligned} l(y) &\approx -\sum_{i=1}^N \beta_i w_i \gamma_i + \sum_{i=1}^N (\alpha_i^{-1} y_i)^{\beta_i} \beta_i w_i \gamma_i \\ &= \sum_{i=1}^N [(\alpha_i^{-1} y_i)^{\beta_i} - 1] \beta_i w_i \gamma_i \end{aligned} \quad (12)$$

再对 γ_i 求导, 得到 $L(y)$ ^[8]:

$$L(y) = \frac{\partial l(y)}{\partial \gamma_i} = \sum_{i=1}^N \beta_i [(\alpha_i^{-1} y_i)^{\beta_i} - 1] w_i \quad (13)$$

式(13)就是基于 Weibull 分布的局部最优检测器. 当 $L(y)$ 大于给定阈值时, 判 H_1 假设成立, 反之 H_0 假设成立. 根据中心极限定理, $L(y)$ 可以看作是一个高斯型随机变量. 令 $v_i = \beta_i [(\alpha_i^{-1} y_i)^{\beta_i} - 1] w_i$, 在 H_0 假设下可以写成 $v_i = \beta_i [(\alpha_i^{-1} x_i)^{\beta_i} - 1] w_i$, 由于 X 与 W 是相互独立的, 可以得到:

$$E(v_i) = E\{\beta_i [(\alpha_i^{-1} x_i)^{\beta_i} - 1] w_i\} = 0 \quad (14)$$

$$E(v_i^2) = E\{\beta_i^2 w_i^2 [(\alpha_i^{-1} x_i)^{\beta_i} - 1]^2\} = \beta_i^2 \quad (15)$$

$L(y)$ 在 H_0 假设下的均值 m_0 和方差 σ_0^2 可以写成:

$$m_0 = E[L(y) | H_0] = \sum_{i=1}^N E(v_i) = 0 \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \sigma_0^2 &= D[L(y) | H_0] = E[L^2(y) | H_0] \\ &= E\left[\left(\sum_{i=1}^N v_i\right)^2\right] - m_0^2 = \sum_{i=1}^N \beta_i^2 \end{aligned} \quad (17)$$

根据中心极限定理和 Neyman-Pearson 准则, 检测器的虚警概率可以表示为:

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\eta - m_0}{\sigma_0}\right) \quad (18)$$

其中 $Q(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_t^{+\infty} \exp(-t^2/2) dt$, η 是检测阈值. 在给定虚警概率 P_{fa} 的情况下, 检测阈值 η 可以写成:

$$\eta = m_0 + \sigma_0 Q^{-1}(P_{fa}) \quad (19)$$

4 实验与分析

以 512×512 的灰度图像 Goldhill 为例. 随机选择嵌入位置, 将水印嵌入到被选中的幅度中. 下面首先比较在不同水印容量前提下, 本文与其他算法的 PSNR 值, 令全局调整系数 $\lambda = 1$, 结果如表 2 所示. 其中, 文献[4]也是在 DFT 幅度中嵌入水印, 但没有采用 HVS, 对所有的系数使用相同的强度值; 文献[9]利用了 DWT 域的 Watson 模型.

表 2 PSNR 值比较

	文献[4]	文献[9]	本文方法
1024bit	41.5425	47.9682	46.3754
4096bit	36.6102	44.1244	42.9372
16384bit	32.8967	38.3564	37.3817

从表 2 可以看出, 本算法的 PSNR 值明显高于文献[4]. 文献[9]的不可见性最好, 这是由于它不仅采用了

HVS 系统,而且 DWT 本身也是一种多分辨率的变换,与人眼有相似之处.本文所用的 HVS 性能虽然不如文献 [9],但差别不大.另外,不同类型的变换对应着不同的 HVS,很难混用,所以本文所提出的 HVS 对于 CS-SCHT、DFT 这样的变换有实用价值.

下面比较 CS-SCHT 与 DFT 在相同条件(水印、嵌入位置、乘性嵌入、PSNR = 39.5dB、攻击类型和检测器)下的检测值与相应阈值的比值,当比值大于 1 时,检测值高于阈值,检测成功;反之检测失败.水印检测器如(13)所示,结果示于图 3,此处是图 1 中 8 幅图像的均值.

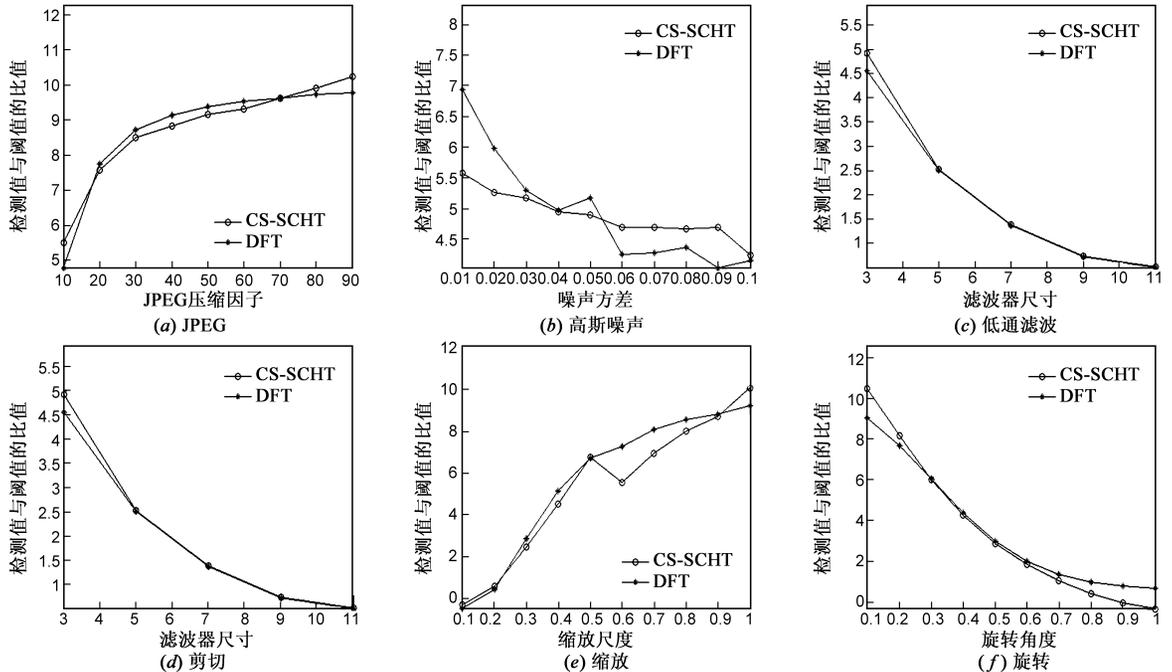


图3 检测值与阈值的比值

从上图中可以看出,使用两种变换的比值差别很小.由于嵌入位置是随机选择的,因此低、中、高频系数都会包含,可以认为这两种变换作为水印载体的性能

是相当的.下面测试本算法的鲁棒性,检测结果如图 4 所示.其中,含水印图像的 PSNR = 39.5dB.

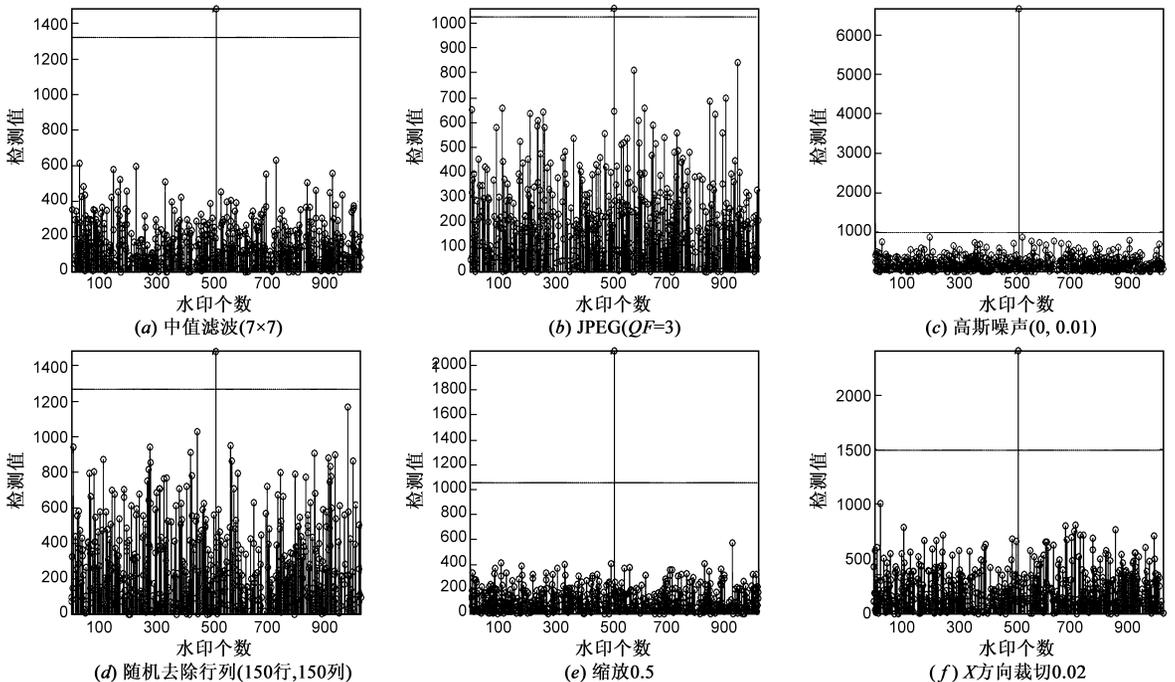


图4 水印检测结果

图中的最大检测值所对应的水印正是实际嵌入的水印,且明显高于其它水印,此处的虚警概率 $P_{fa} = 10^{-6}$.

下面再使用 ROC 曲线衡量检测器的性能,如图 5 所示.比较了算法 1(本文算法)、算法 2(文献[3])、算法

3(CS-SCHT 幅度 + 文献[4]中的检测器)以及算法 4(CS-SCHT 幅度 + 文献[5]中的检测器)的 ROC 性能进行比较,其中,算法 2 的检测器是基于归一化高斯分布(DWT)的;而算法 3 和算法 4 都是基于 Weibull 分布.

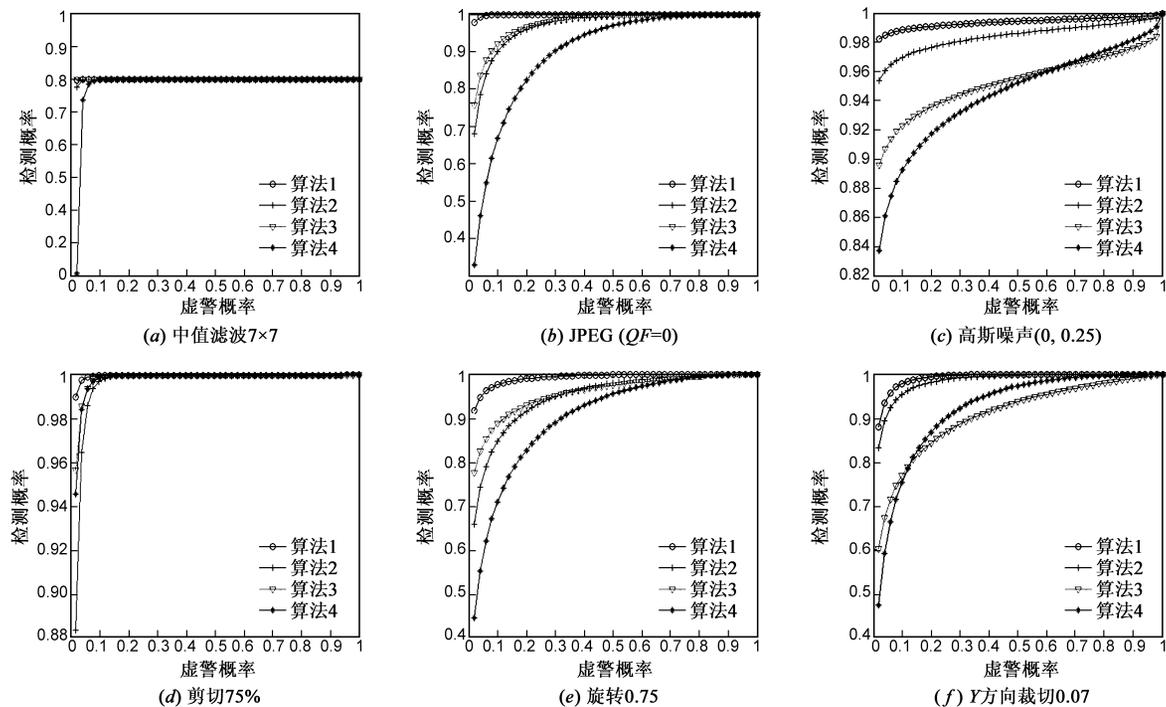


图5 ROC曲线

算法 3 的检测器(文献[4])也是基于 Weibull 分布设计的,为了便于计算检验统计量的均值和方差,而对检测器结构做了简化处理,因此性能稍逊.算法 4 的检测器(文献[5])在嵌入水印前后的检验统计量的分布是最接近的,因此导致其检测性能最差.另外由于检测器中含有水印强度,因此算法(4)对所有系数使用了同样的强度.如果考虑 HVS,就需要检测方获得所有系数的嵌入强度,这样必然增大系统开销,如果检测方直接从接收到的图像中计算嵌入强度,当图像遭到攻击后,计算出的强度值也是不准的,从而影响检测结果.算法 2(文献[3])的检测器性能介于本文方法与算法 3 之间.综上所述,本文检测器不含水印强度,不仅性能最好,而且便于实现.

表 3 计算时间比较(单位:ms)

	256 × 256	512 × 512	1024 × 1024
DFT	85	687	6661
CS-SCHT	75.9	495	5244

最后再比较基于 CS-SCHT 和 DFT 算法的运算时间(水印、嵌入方式以及检测器均相同),算法的过程包括

以下几个步骤:正变换、嵌入水印、重构、再次正变换、检测.硬件:CPU 2G,内存 1.5G.比较结果如下表所示(表中的计算时间是运行算法 25 次得到的平均值).

由于 CS-SCHT 快速算法的计算复杂度低于 FFT,因此,在相同条件下,基于前者的计算时间要少于后者,而且随着图像尺寸或数量的增加,这种优势愈发明显.

5 结论

本文提出了一种基于 CS-SCHT 系数幅度的图像水印算法,并对其幅度的分布情况进行了研究,同时据此设计了局部最优检测器.实验表明本检测器优于文献[4,5]中的同类检测器.综合多方面因素(鲁棒性,运算速度及硬件结构),CS-SCHT 至少在水印方面拥有比 DFT 更加理想的综合性能.另外,基于 CS-SCHT 的 HVS 系统能够一定程度改善含水印图像的视觉质量.

参考文献

- [1] Aung A, NG B P, Rahardja S. Conjugate symmetric sequency-ordered complex hadamard transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(7): 2582 - 2593.
- [2] 张悦,舒华忠.基于共轭对称列率复数哈达码变换的水印

- 算法[J],东南大学学报(自然科学版),2011,41(2):312-316.
- Zhang Yue, Shu Huazhong. Watermarking algorithm based on conjugate symmetric sequency-ordered complex hadamard transform [J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2011, 41(2):312-316. (in Chinese)
- [3] Roland K, Peter M, Andreas N U. Lightweight detection of additive watermarking in the DWT-domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(2):474-484.
- [4] Cheng Q, Huang T S. Robust optimum detection and decoding of multiplicative watermarking in DFT domain[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(4):906-924.
- [5] Fouad K, JianMin J. Perceptual image hashing based on virtual watermark detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(4):981-994.
- [6] University of Southern California. The USC-SIPI Image Database [DB/OL]. <http://sipi.usc.edu/database>, 1996-05-28.
- [7] Tan S H, Pang K K, Ngan K N. Classified perceptual coding with adaptive quantization [J]. IEEE Transactions on Circuits and System for Video Technology, 1996, 6(4):375-388.
- [8] Wang J W, Liu G M, Dai Y W. Locally optimum detection for Barni's multiplicative watermarking in DWT domain [J]. Signal Processing, 2008, 88(1):117-130.
- [9] Hung H T, Chi C L. Wavelet-based image watermarking with visibility range estimation based on HVS and neural networks [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(4):751-763.

作者简介



张悦男,1982年出生,目前为东南大学计算机科学与工程学院在读博士生,主要研究方向为数字水印.

E-mail: yfyg3896@sina.com

舒华忠男,1965年出生,教授.目前为东南大学计算机科学与工程学院博士生导师,主要研究方向为模式识别和图像处理.

E-mail: shu.list@seu.edu.cn