

基于 DWT 及方向可控金字塔变换的抗几何攻击水印

李振宏^{1), 2)} 吴慧中¹⁾

¹⁾ (南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094) ²⁾ (南京信息工程大学计算机与软件学院, 南京 210044)

摘要 几何攻击会使水印嵌入与检测失去同步, 影响水印的检测。为解决几何攻击造成的水印同步问题, 基于方向可控金字塔变换域特征实现了水印图像旋转失真的检测, 结合归一化小波树熵掩码及小波域人眼对比敏感度掩码完成了小波超树的自适应调制, 实现了水印信息的嵌入, 基于小波超树算法的抗缩放攻击能力以及采用方向可控金字塔变换设计, 算法能够抵抗缩放攻击和旋转攻击。仿真结果表明, 算法对几何攻击具有较强的鲁棒性。

关键词 方向可控金字塔变换 小波超树 归一化小波树熵掩码 抗几何攻击水印

中图分类号: TP309.2 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0211-09

Geometrically Robust Image Watermark Based on DWT and Steerable Pyramid

LI Zhen-hong^{1), 2)}, WU Hui-zhong¹⁾

¹⁾. (School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

²⁾. (Institute of Computer and Software, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044)

Abstract Geometrical attacks can cause the loss of synchronism between the watermarking embedding and the detection, thus have negative effect on watermark detection. To solve the synchronism problem caused by geometrical attacks, features of the steerable pyramid coefficients are used to estimate the rotation of the watermarked image, then adaptive wavelet tree modulation employing normalized wavelet tree entropy mask and contrast sensitive function is applied to embed the watermark. Owing to the super tree algorithm's ability of resistance to scaling attack and adoption of steerable pyramid, the proposed algorithm can resist both scaling attacks and rotating attacks. The simulation result indicated that the proposed algorithm can efficiently resist geometric attacks.

Keywords steerable pyramid, wavelet super tree, normalized wavelet tree entropy mask, geometrically robust watermark

0 引言

基于小波变换的数字水印可充分利用小波的多分辨率特性, 在小波分解的不同尺度进行水印的嵌入与提取。相对于空域水印而言, 小波域水印具有鲁棒性较强的特点, 对常见攻击具有较强的抵抗能力。在水印图像可能受到的攻击中, 几何攻击是一种常见而且对水印正确检测和提取影响较大的攻击类型, 因此, 如何提高水印算法的抗几何攻击能力成

为当前研究热点之一。

Wang 等人提出了一种基于小波树量化 (WTQ) 的水印算法^[1], 该算法通过对小波超树进行量化实现水印的嵌入与检测, 对微小角度旋转 (小于 1°) 和缩放攻击具有一定鲁棒性, 但水印图像发生较大角度旋转时, 该算法将无法检测到水印。文献 [2-3] 对 Wang 的算法进行了改进, 可在图像发生小于 2.5° 的旋转时正确检测到水印, 但仍然无法抵抗大角度旋转攻击。同时, Das 等人提出了一种分析方法^[4], 可较准确地估计嵌入时修改的小波树位置及

基金项目: 江苏省自然科学基金项目 (BK2006569)

收稿日期: 2008-11-18 改回日期: 2009-01-09

第一作者简介: 李振宏 (1972—), 男。南京理工大学计算机应用专业博士研究生。主要研究方向为信息安全、图像处理与模式识别。

Email: lzhdongbe@163.com

嵌入时选择的能量差参数,进而实现攻击,因此,基于小波树量化的水印方法无法抵抗 Das分析攻击。

目前文献中基于小波变换的抗几何攻击水印算法主要可分为两类:第 1 类算法是基于同步模板的方法^[5-6],此类算法的缺点在于模板的嵌入对水印信息的嵌入与检测会造成一定影响。第 2 类算法是利用载体图像本身特征的方法^[7],此类算法不需在载体图像中嵌入模板,因此,不会对水印的嵌入与检测造成影响。本文方法属于第 2 类算法。

文章提出了一种基于归一化小波树熵掩码进行小波树的筛选,结合归一化小波树熵掩码及小波域人眼对比敏感度掩码自适应调制小波超树以实现水印嵌入的算法,算法应用方向可控金字塔变换 (steerable pyramid SP)域不同方向的能量分布特征实现图像的旋转同步。该方法对几何攻击具有较强的鲁棒性,克服了 Wang 等人算法不能抵抗较大角度旋转攻击的缺点^[1-3],可有效抵抗大角度旋转攻击和其他几何攻击,并且可抵抗 Das 分析攻击及其他鲁棒性攻击。

1 相关知识

1.1 小波树熵掩码

熵可以反映信号的复杂程度,熵较大的区域其复杂程度也较高,其内容掩蔽效应也较明显, Watson 等人在文献 [8] 中首次提出了熵掩码的概念,但未给出实现方法。分析小波变换可知,经小波分解后,图像的局部特征分散到了 HL, LH, HH 和 LL 子带的相应位置中,而且,图像的复杂程度主要反映在小波变换的细节子带中,为此,可基于细节子带小波树中不同尺度小波系数的熵来构造衡量图像局部复杂程度的小波树熵掩码,定义如下:

$$Ent(T_{x,y}) = \frac{\sum_{j=1}^4 \sum_{p=(x-1)2^j+1}^{x \times 2^j-1} \sum_{q=(y-1) \times 2^j+1}^{y \times 2^j-1} Entropy(j,p,q)}{r} \quad (1)$$

式中,

$$Entropy(j,x,y) = \sum_{i=1}^m -p_i \log p_i \quad (2)$$

式中, $T_{x,y}$ 是根节点为 LL 子带 x,y 处系数的小波树, p_i 表示尺度 j 位置 x,y 的 $n \times n$ 邻域中进行 m 级量化后位于第 i 个量化级别的系数与此邻域中元素个数的比值, $Entropy(j,x,y)$ 为尺度 j 位置 x,y 处的熵,计算熵时,需将 3 个细节子带的系数全部考虑

在内,而 r 为小波树中小波系数的个数。

1.2 SP 变换

SP 变换是一种线性多分辨率图像分解方法^[9-10],SP 变换将源图像分解为不同尺度和不同方向的子带,而且 SP 变换具有平移不变性和旋转不变性,这些性质是大部分小波所不具备的。

设源图像为 $f(x,y)$,源图像某一层 SP 分解后的 k 个子带系数为 $SPf_j^0(x,y)$,其中 $j=0 \dots, k-1$,则此 k 个子带系数分别对应于源图像 $\theta_j = (j-1)\pi/k$ 共 k 个方向的 SP 系数。而源图像同一分解层次任意方向 θ 的 SP 系数可由上述 k 个子带系数的线性组合求得^[11],即

$$SPf^0(x,y) = \sum_{j=0}^{k-1} k_j(\theta) \times SPf_j^0(x,y) \quad (3)$$

当 $k=6$ 时,

$$k_j(\theta) = \frac{1}{6} [2\cos(\theta - \theta_j) + 2\cos(3(\theta - \theta_j)) + 2\cos(5(\theta - \theta_j))] \quad (4)$$

式中, $k_j(\theta)$ 为与 θ 有关的插值函数。

一般地,SP 分解选择的带通子带个数可在 1 至 15 之间,分别对应于由不同阶方向导数得到的滤波器卷积核。若不做特别说明,本文选择的方向子带个数为 6 图 1 给出了 Lena 图像的 4 层 6 方向子带 SP 分解 (图中未给出高频子带)。



(a) 图像 Lena (b) Lena 的 SP 分解

图 1 图像 Lena 及其 4 层 6 方向子带 SP 分解

Fig. 1 Lena and its four level six directional band SP decomposition

2 小波树调制水印

2.1 基于小波树熵掩码的自适应选树

小波树熵掩码反映了图像局部区域的复杂程度,小波树熵掩码越大,则复杂程度越高,相反,则复杂程度越低。文中基于归一化小波树熵掩码进行了小波树的自适应选取。归一化小波树熵掩码定义如下:

$$NEnt(T_{x,y}) = \frac{Ent(T_{x,y}) - \min_{x,y} Ent(T_{x,y})}{\max_{x,y} Ent(T_{x,y}) - \min_{x,y} Ent(T_{x,y})} \quad (5)$$

小波树的筛选通过选择 $NEnt(T_{x,y})$ 大于某个阈值 T 的小波树实现。

在确定阈值 T 时应综合考虑可嵌入信息量与水印信息的不可见性, 阈值大则可嵌入信息量少, 但水印信息不可见性强; 相反, 若阈值小, 则可嵌入信息量大, 而水印信息不可见性较差。一般 T 取值介于 $0.3 \sim 0.9$ 之间。

2.2 水印的嵌入

基于小波树量化的水印算法通过对两棵小波超树中的一棵进行量化以嵌入比特水印, 采用 Das 方法^[4]可以有效估计嵌入时修改的小波树位置, 进而实现攻击, 而小波树调制方法则可以较好地抵抗 Das 分析。

采用人眼视觉系统 (HVS) 进行水印嵌入可提供较好的视觉效果, 本文以小波域人眼对比度掩码和归一化小波树熵掩码作为 HVS 模型。作者选择文献 [12] 中基于人眼对比敏感度函数的方法进行人眼对比敏感度掩码的确定, 同时结合本文给出的小波树熵掩码确定方法进行基于人眼视觉特性的水印信息的嵌入。图 2 给出了 4 级小波分解不同子带的视觉重要性权值 r^k 。可以看出, HVS 对中频区域的变化最为敏感, 而对低频和高频区域的敏感性相对较低。

每个子带的最大调制率 β^k 可由 r^k 应用式 (6) 进行估计:

$$\beta^k = 0.01 + \frac{(7.2 - r^k)^2}{7.2^2} \quad (6)$$

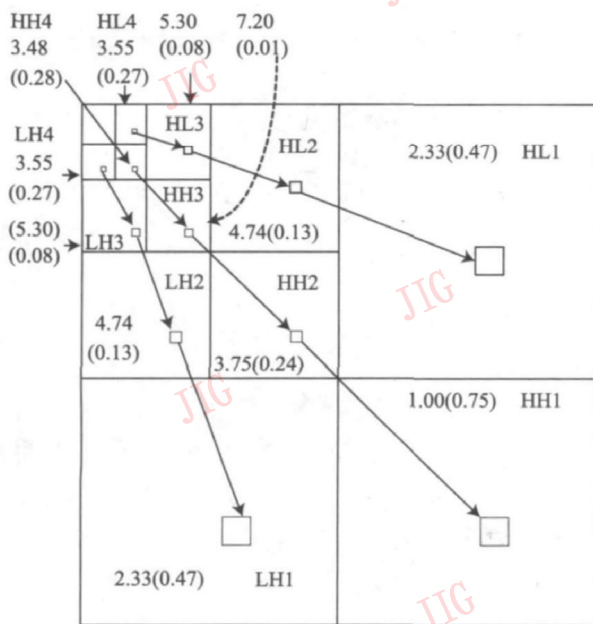


图 2 小波树及不同子带的权值和调制率

Fig. 2 Composition of wavelet tree and the weight factor incorporating the modulation rate in different subbands

不同子带的视觉重要性权值 r^k 及最大调制率 β^k 标识于各个子带中, 格式为 $r^k (\beta^k)$, 其中 k 代表对应子带的小波分解层次。

为了增强鲁棒性, 只在中低频子带中嵌入水印, 因此, 每棵小波树只选择 2~4 层小波系数进行能量计算和水印嵌入。

1) 设自适应筛选后得到 m 棵小波树 $T(k) (k=1, \dots, m)$, 统计其能量, 能量定义如下:

$$ET(q) = \sum_{i=1}^p |T_q^i|^2 \quad (7)$$

式中, T_q^i 为第 q 棵小波树的第 i 个系数, p 为小波树中 2~4 层的系数个数;

2) 对小波树按能量进行排序, 得到排序后的小波树 $ST(k) (k=1, \dots, m)$, 接着将 m 棵小波树按顺序 4 棵为一组, 划分为 $m/4$ 组, 每一组内第 1 棵和第 3 棵组成一棵超树, 第 2 和第 4 棵组成一棵超树, 超树的构成方式见文献 [1], 将超树的构成和超树的排列顺序作为密钥供水印提取使用。

水印信号为随机 $1 - 1$ 序列, $w = w_1, w_2, \dots, w_p$, 超树集为 $UT_n (n=1, \dots, m/2)$, 则嵌入水印比特 w_k 需修改超树 UT_{2k} 和 UT_{2k-1} 。嵌入方法为

若 $w_k = 1$

$$UT_{2k}(p) = UT_{2k}(p) \times (1 + \alpha \times \beta_p \times NEnt(T_p))$$

$$UT_{2k-1}(p) = UT_{2k-1}(p) \times (1 - \alpha \times \beta_p \times NEnt(T_p))$$

若 $w_k = -1$

$$UT_{2k}(p) = UT_{2k}(p) \times (1 - \alpha \times \beta_p \times NEnt(T_p))$$

$$UT_{2k-1}(p) = UT_{2k-1}(p) \times (1 + \alpha \times \beta_p \times NEnt(T_p))$$

式中, $UT_{2k}(p), UT_{2k-1}(p)$ 为超树 UT_{2k}, UT_{2k-1} 中的系数 $p, NEnt(T_p)$ 为系数 p 对应小波树的归一化熵掩码, β_p 为系数 p 所在子带的最大调制率, α 为全局嵌入强度控制因子, 一般介于 $0.05 \sim 0.5$ 之间, α 越大, 则水印鲁棒性越强, 但不可见性会越低。

2.3 水印提取和检测过程

水印提取和检测应在进行旋转和缩放恢复之后进行。几何攻击恢复后, 小波树调制水印的提取过程如下:

1) 首先对原图像进行 4 级小波分解, 然后选取 2~4 级对应位置的小波系数构成小波树;

2) 根据嵌入时的筛选结果选择小波树, 并根据嵌入时的超树构成规则构造超树。得到 $UT_n (n=1, \dots, m/2)$;

3) 按下述方法提取比特 w_k^* :

统计 UT_{2k} 和 UT_{2k-1} 的能量 $E(UT_{2k})$ 和

$E(UT_{2k-1})$, 则:

$$w_k^* = \begin{cases} 1 & \frac{E(UT_{2k})}{E(UT_{2k-1})} \geq 1 \\ -1 & \frac{E(UT_{2k})}{E(UT_{2k-1})} < 1 \end{cases} \quad (8)$$

4) 计算相关系数

$$\rho = \frac{\sum_{k=1}^{n/2} w_k w_k^*}{(n/2)} \quad (9)$$

5) 若 $\rho > \theta$, 则认为图像中包含该水印, 否则认为图像中不包含该水印, 其中, θ 为根据水印检测虚警率要求确定的阈值。

3 抗几何攻击的实现

3.1 抗尺度攻击的实现

小波树调制水印通过改变两棵小波超树的能量对比关系, 使之满足某种条件以实现水印信号的嵌入与提取, 而这种能量对比关系对图像尺度缩放操作具有较强的鲁棒性, 因而基于小波树调制的水印算法在图像尺度缩放变换后仍可较准确地检测到水印。

3.2 抗旋转攻击的实现

旋转能够造成水印嵌入和提取的不同步, 使得水印信息不能正常提取。有效的旋转同步算法可提高水印算法抗几何攻击的性能。本文基于 SP 变换设计并实现了“由粗渐精”的水印图像抗旋转攻击算法。下面首先介绍 SP 变换的两个性质。

为表述方便, 做如下定义:

定义 SP 方向能量 (SPOE)。图像 $f(x, y)$ 之 θ 方向的 SP 方向能量定义为

$$SPOEf_\theta = \sqrt{\sum_{N=1}^l \sum_{x=1}^{m_j} \sum_{y=1}^{n_j} |SPf_j^\theta(x, y)|^2} \quad (10)$$

式中, l 为 SP 分解的层数, m_j, n_j 为第 j 层 SP 系数的行、列数, SPf_j^θ 为第 j 层 θ 方向的 SP 系数, $SPOEf_\theta$ 为图像 $f(x, y)$ θ 方向的 SP 方向能量。

定理 1 $SPOEf_\theta = SPOEf_{\theta+\pi}$

证明: 由式 (10)

$$SPOEf_\theta = \sqrt{\sum_{N=1}^l \sum_{x=1}^{m_j} \sum_{y=1}^{n_j} |SPf_j^\theta(x, y)|^2}$$

$$SPOEf_{\theta+\pi} = \sqrt{\sum_{N=1}^l \sum_{x=1}^{m_j} \sum_{y=1}^{n_j} |SPf_j^{\theta+\pi}(x, y)|^2}$$

而由式 (3)、(4), 可得:

$$|SPf_j^\theta(x, y)| = |SPf_j^{\theta+\pi}(x, y)|$$

故: $SPOEf_\theta = SPOEf_{\theta+\pi}$

定理 2 设原图像为 $f(x, y)$, 旋转 φ 后图像为

$$f^\varphi(x, y), SPOEf_\theta = SPOEf_{\theta+\varphi}$$

证明:

$$SPOEf_\theta = \sqrt{\sum_{N=1}^l \sum_{x=1}^{m_j} \sum_{y=1}^{n_j} |SPf_j^\theta(x, y)|^2}$$

设 SP 变换方向 θ 的卷积核为 $g^0(x, y)$, 对第 1 层 SP 变换有:

$$\begin{aligned} SPf^\theta(x, y) &= f(x, y) * g^0(x, y) \quad x = 1, \dots, m, y = 1, \dots, n \\ &= 1, \dots, n \end{aligned}$$

由卷积定理得:

$$SPF^\theta(u, v) = F(u, v) \cdot G^0(u, v)$$

$$u = 1, \dots, m, v = 1, \dots, n \quad (11)$$

其他层次有同样的结论。则 $f^\varphi(x, y)$ 的第 1 层

θ 方向 SP 变换为

$$SPf^{\varphi, \theta}(x, y) = f^\varphi(x, y) * g^0(x, y)$$

$$x = 1, \dots, m, y = 1, \dots, n$$

$$SPF^{\varphi, \theta}(u, v) = F^\varphi(u, v) \cdot G^0(u, v)$$

$$u = 1, \dots, m, v = 1, \dots, n$$

由于 SP 变换中的卷积核对应于核函数的不同方向的方向导数, 因此由方向导数的性质^[11]有:

$$G^0(u \cos \varphi + v \sin \varphi, v \cos \varphi - u \sin \varphi) = G^{\theta+\varphi}(u, v) \quad (12)$$

由 Rayleigh 定理^[13]得:

$$\begin{aligned} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SPf^\theta(x, y)|^2 &= \sum_{u=1}^m \sum_{v=1}^n |SPF^\theta(u, v)|^2 \\ &= \sum_{u=1}^m \sum_{v=1}^n |F(u, v) \times G^0(u, v)|^2 \\ &= \sum_{u=1}^m \sum_{v=1}^n |F(u, v)|^2 \times |G^0(u, v)|^2 \end{aligned}$$

若 $f(x, y)$ 旋转 φ 则有:

$$\begin{aligned} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SPf^{\varphi, \theta}(x, y)|^2 &= \sum_{u=1}^m \sum_{v=1}^n |SPF^{\varphi, \theta}(u, v)|^2 \\ &= \sum_{u=1}^m \sum_{v=1}^n |F^\varphi(u, v)|^2 \times |G^0(u, v)|^2 \end{aligned}$$

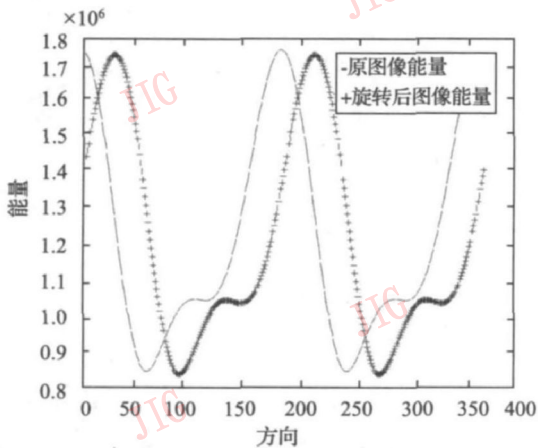
由图像傅里叶变换的旋转性质, 欲得到 $|F^\varphi(u, v)|$ 可将 $F(u, v)$ 旋转 φ , 因此, 为逼近原图像 θ 方向的 SP 变换, 只需将 G^0 旋转 φ 即使用 $G^{\theta+\varphi}(u, v)$ 进行 SP 变换, 则有:

$$\begin{aligned} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SPf^{\varphi, \theta+\varphi}(x, y)|^2 &= \sum_{u=1}^m \sum_{v=1}^n |F^\varphi(u, v)|^2 \times |G^{\theta+\varphi}(u, v)|^2 \end{aligned}$$

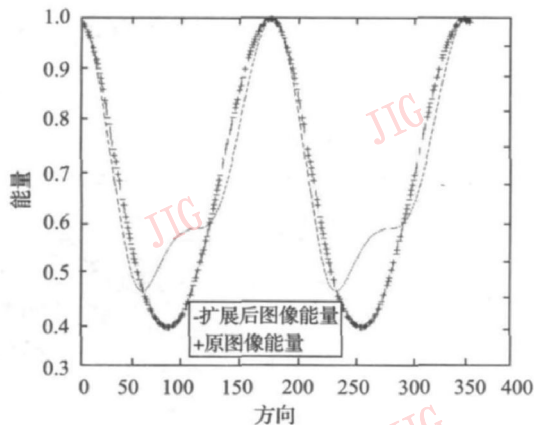
即: $SPOEf_\theta = SPOEf_{\theta+\varphi}$

即旋转后图像的 $\theta + \varphi$ 方向与原图像 θ 方向具有相同的能量特征, 其他层次 SP 变换具有相同的结果。在实际的计算过程中, 由于数字图像的离散性及采用的卷积核非圆形, 同时由于计算误差的存在, 上述结果会出现一些误差。

需注意, 上述结论是针对旋转前后具有同样大小的图像得出的, 即需对攻击前图像进行零扩展以达到旋转后图像的大小。图 3 (a) 为旋转前和旋转 30° 后不同方向的 SP 方向能量分布比较 (图中横轴为方向对应的角度, 纵轴为方向能量), 从结果可以看出, SP 方向能量分布随着图像的旋转而在角度方向上发生平移, 特别是能量主方向 (能量最大的方向) 能够反映图像的旋转变化 (旋转前能量主方向出现于 176° , 旋转 30° 后能量主方向出现于 207°), 而且方向能量以 180° 为周期。另外, 图 3(b) 给出了图像零扩展前后的归一化 SP 能量分布图, 从中能够看出, 扩展前后的能量分布都保持了周期特性, 扩展前后的能量主方向在方向轴上发生了平移。



(a) 旋转前后 Lena 图像 SP 方向能量分布



(b) 零扩展前后图像 SP 方向能量分布

图 3 Lena 旋转前后 SP 方向能量分布比较

Fig. 3 Comparison of SP orientation energy profile before and after rotation

实验结果表明, 对不同大小的零扩展, 扩展前后能量主方向在方向轴上的平移量是固定的, 因此, 只要将此平移量事先估计出来, 就可以基于零扩展前图像的能量分布, 特别是能量主方向特征估计图像的旋转角度。图 3(b) 中的扩展前主方向出现于 172° , 扩展后主方向出现于 176° 。即对图像 Lena 而言, 此平移量的估计值为 4° ; 则可依此对图像旋转角度进行粗略估计。

首先进行旋转角度的“粗”检测。在水印嵌入后, 提取载体图像的 SP 主方向 (指具有最大 SP 能量的方向) θ_1 , 然后将其保存起来; 在水印检测阶段提取攻击后水印图像的 SP 主方向 θ_2 , 则由定理 2 图像的旋转角度 θ 可用 $\theta_2 - \theta_1$ 进行估计。在实际计算中, 为获得零扩展前后方向平移量估计, 可进行如下处理:

对攻击前图像, 选择角度 $\varphi_1, \dots, \varphi_n$ 对图像进行旋转, 基于上述方法得到估计结果 $\varphi'_1, \dots, \varphi'_n$, 然后计算:

$$\theta' = \frac{\sum_{k=1}^n (\varphi_k - \varphi'_k)}{n} + \theta \quad (13)$$

则恢复几何攻击时以 θ' 代替 θ 进行估计。

然后基于上述“粗检测”的结果进行水印的“精”检测。“精”检测的基本思想为: 在 θ 的邻域 $[\theta' - \delta, \theta' + \delta]$ 进行重复检测, 其中 δ 根据实验确定, 检测过程中以角度增量 $\Delta\theta$ 重复进行, 每次检测前, 需将图像旋转 $-(\theta' + k\Delta\theta)$, 此处的 k 值为介于 $-\lceil \delta/\Delta\theta \rceil \leq k \leq \lceil \delta/\Delta\theta \rceil$ 间的整数。其中 $\Delta\theta$ 不宜过大, 否则影响检测精度。整个“精”检测需重复的次数为:

$$m = \frac{2\delta}{\Delta\theta} \quad (14)$$

则“精”检测共得到 m 个相关系数, 记为 $\rho(1), \dots, \rho(m)$, 则最终的检测结果为

$$\rho = \max(\rho(1), \dots, \rho(m)) \quad (15)$$

由于旋转角度的检测在图像的 SP 变换域进行, 而且检测过程中的“精”检测需在“粗”检测结果的 Δ 邻域内进行搜索, 因此, 较单纯应用小波变换的水印算法而言, 本文算法的运算时间稍长。

4 仿真结果与讨论

水印嵌入容量与小波树熵掩码阈值直接相关,

阈值小则可嵌入信息量大, 阈值大则可嵌入信息量小, 本文以 Lena 图像为例进行了仿真, 结果如图 4 所示。

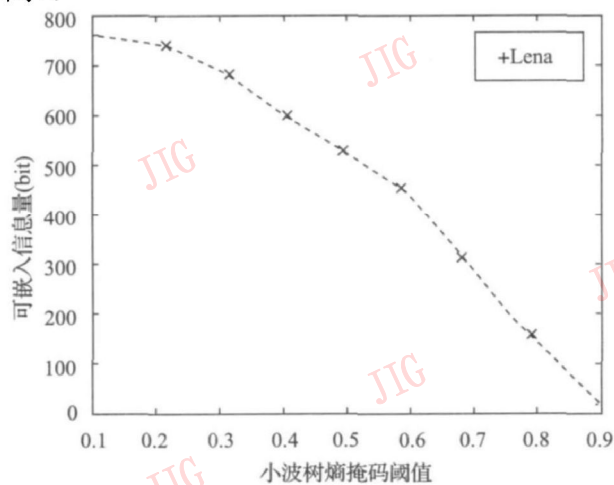


图 4 小波树熵掩码与可嵌入信息量
Fig. 4 Wavelet tree entropy mask and the embedding capacity

可以看出, 随着阈值的增大, 可嵌入信息量的减小较为明显, 因此需综合考虑可嵌入信息量与不可见性来确定小波树熵掩码阈值, 本文实验中选择的小波树熵掩码阈值为 0.50。

实现水印信息嵌入时, 算法首先对载体图像进行 4 层 6 子带方向可控金字塔变换, 然后提取方向能量特征, 接着对载体图像进行 4 层 CDF97 小波分解, 并依据文中算法构造小波超树, 按一定强度将水印数据嵌入载体图像, 其中嵌入强度因子 $\alpha = 0.1$ 。

文献 [1] 中的算法在 Lena 图像中嵌入信息量为 512 bits 时的 PSNR 值为 38.2 而本文算法在嵌入信息量为 512 bits 时, 其 PSNR 值为 43.1。实验结果如图 5 所示。



(a) 原始图像 (b) 嵌入水印后图像

图 5 嵌入最大信息量后载体图像
Fig. 5 Lena with maximal capacity

可以看出, 由于采用了基于 HVS 的嵌入方法, 因此在嵌入较大信息量的同时, 水印图像仍然具有较好的客观视觉质量。

本文基于归一化相关系数进行水印的检测, 其中归一化相关系数阈值基于文献 [14] 中的水印检测虚警率与归一化相关系数的关系进行确定, 文中选择的虚警率为 2.5×10^{-6} , 基于该虚警率确定的归一化相关系数阈值为 0.20。

抵抗 JPEG 压缩的性能是衡量一种水印算法鲁棒性的重要指标, 作者对多幅测试图像进行了 JPEG 压缩攻击水印检测仿真试验, 结果如图 6 所示。

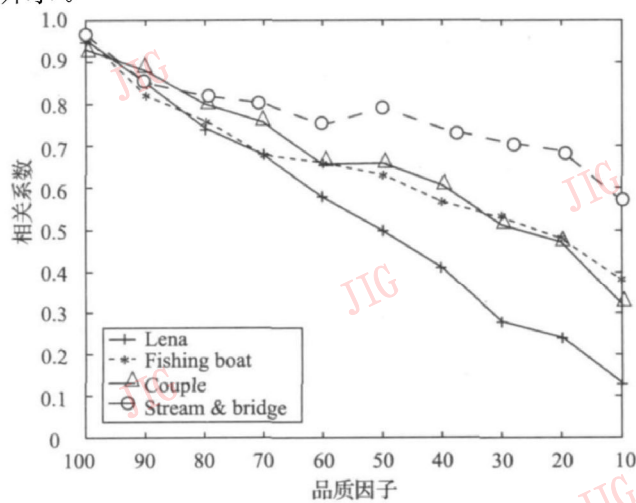


图 6 JPEG 压缩攻击水印检测结果

Fig. 6 JPEG compression attack and the detection result

结果表明, 本文算法对 JPEG 压缩攻击具有较强的鲁棒性, 对品质因子大于 20 的情形均可准确检测到水印的存在。

表 1 为对图像 Lena 分别应用本文算法及文献 [1] 算法的 JPEG 压缩攻击检测结果比较。

表 1 JPEG 压缩攻击水印检测结果比较
Tab. 1 Comparison of detection result under JPEG compression attack

JPEG 品质因子	归一化相关系数	
	本文算法	文献 [1] 算法
30	0.28	0.15
40	0.41	0.23
50	0.50	0.26
70	0.68	0.57
90	0.95	1.00

由表 1 可以看出, 本文算法在压缩比较高时性能优于文献 [1] 中方法, 而在压缩比很低时, 检测效果较文献 [1] 稍有下降。

中值滤波、高斯滤波、直方图均衡化等作为常见信号处理手段对水印的检测将产生一定影响, 且不同形式的攻击对水印图像的影响程度不同, 其中直方图均衡化和噪声攻击对水印图像的视觉质量影响较大, 而滤波操作对水印图像的影响相对较小。文章对上述测试图像进行了信号处理攻击仿真, 表 2 为本文算法与文献 [1] 方法水印检测结果比较。仿真结果表明, 本文算法对常见信号处理攻击具有较强鲁棒性, 对高斯滤波攻击的鲁棒性最强, 同时对直方图均衡化攻击也具有较强鲁棒性。

表 2 信号处理攻击水印检测结果比较

Tab. 2 Comparison of signal processing attack and the detection result

攻击类型	归一化相关系数	
	本文算法	文献 [1] 算法
中值滤波 (3×3)	0.56	0.51
高斯滤波	0.77	0.64
直方图均衡化	0.68	—

基于小波树调制的水印算法通过改变小波超树的能量对比关系实现水印的嵌入与提取, 而这种能量对比关系对微小角度旋转具有一定的鲁棒性。表 3 给出了图像 Lena 的小角度旋转水印检测结果, 对其他图像, 也有类似结果。可以看出, 在水印图像经历小于 1° 的旋转时, 本文算法可正确检测到水印, 且检测效果优于文献 [1] 中方法, 为进行对比, 作者同时对未嵌入水印载体图像和嵌入水印后载体图像分别进行了水印检测, 其相关系数分别为 0 和 1.00。

表 3 小角度旋转攻击水印检测结果比较

Tab. 3 Comparison of small rotation attack and the detection result

旋转角度	归一化相关系数		
	本文算法	文献 [1] 算法	文献 [1] 算法
0.25	0.43	0.37	0.32
0.50	0.36	0.29	0.23
0.75	0.29	0.26	0.24
1.00	0.28	0.24	0.16

文献 [1] ~ [3] 算法均无法抵抗大角度旋转攻击, 而本文算法可较好地抵抗大角度旋转。图像的抗旋转攻击分两步实现: 首先基于攻击前后 SP 变换域能量主方向进行旋转角度的粗检测, 然后在粗检测的基础上进行水印图像旋转恢复和水印的精细检测, 仿真结果如表 4 所示, 结果表明, 算法对大角度旋转攻击具有较强的鲁棒性。

表 4 水印图像旋转攻击及水印检测结果

Tab. 4 Estimation of rotation and the detection result

旋转角度	归一化相关系数
1	0.65
2	0.65
5	0.65
10	0.63
15	0.64
30	0.65
45	0.66

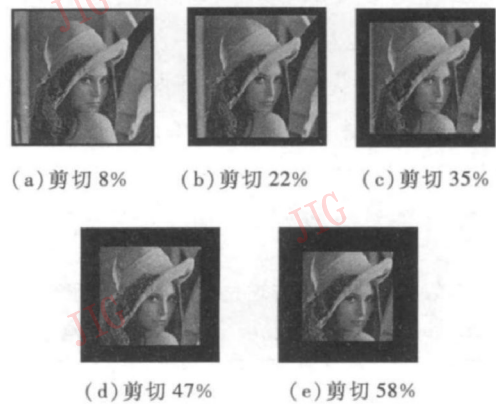


图 7 剪切攻击后水印图像

Fig. 7 Watermarked image after cropping attack

为测试算法对剪切攻击和尺度变化攻击的鲁棒性, 对嵌入水印后的图像进行了保留中心部分的剪切攻击 (如图 7 所示) 和尺度缩放 (检测前需将图像变换为 512×512 尺度变化范围为 0.6~10), 水印检测结果如表 5 所示。

由结果可看出, 算法对剪切攻击具有较强鲁棒性, 剪切后图像面积只有原图像的 52% (剪切横向、纵向两侧边缘各 70 个像素) 时仍可正确检测到水印, 算法对尺度攻击具有较强鲁棒性, 在尺度因子为 0.6~10 的缩放范围内可正确检测到水印。

表 5 剪切和尺度攻击水印检测结果

Tab. 5 Detection result under cropping and scaling attack

剪切后 剩余面积 /%	归一化 相关系数	缩放因子	归一化 相关系数
92	0.66	0.6	0.38
78	0.38	0.7	0.49
65	0.27	0.8	0.62
53	0.24	0.9	0.71
42	0.20	1.2~10	1.00

算法对组合攻击的鲁棒性同样是衡量水印性能的重要指标之一,为此,本文对 Lena 图像应用了旋转和剪切组合攻击及旋转和缩放组合攻击,并给出了水印检测结果,如表 6 所示。结果表明,在旋转和剪切组合攻击中,旋转角度小于 15° 时,本文算法可较好抵抗攻击,当旋转角度增大时,由于图像剪切作用的影响,SP 能量主方向将发生较大变化,从而无法检测到水印图像的旋转变化,进而导致水印检测失败。另外,对旋转组合缩放攻击而言,在旋转检测时应适当放大检测的范围,这是因为缩放攻击会对 SP 能量主方向的提取造成影响,而且这决定了缩放攻击系数不能小于某个值,否则能量主方向将发生较大的变化,从而导致水印检测失败。对本文的组合攻击实验而言,对旋转角度小于 15° 的组合旋转和剪切攻击及组合旋转和缩放系数 0.8 的攻击而言,本文算法具有较好的鲁棒性。

表 6 组合几何攻击水印检测结果

Tab. 6 Detection result under composite geometric attack

攻击类型	归一化 相关系数
旋转 5° + 剪切	0.51
旋转 10° + 剪切	0.46
旋转 15° + 剪切	0.41
旋转 5° + 缩放 0.9	0.43
旋转 5° + 缩放 0.8	0.39
旋转 10° + 缩放 0.9	0.36
旋转 10° + 缩放 0.8	0.35
旋转 15° + 缩放 0.9	0.35
旋转 15° + 缩放 0.8	0.35

5 结 论

本文基于方向可控金字塔变换域方向能量分布

特征及基子带能量特征实现了水印图像旋转角度的检测与恢复;在应用归一化小波树熵掩码进行小波树筛选的基础上,结合归一化小波树熵掩码和小波域人眼对比度掩码,基于小波树自适应调制实现了水印的嵌入,并基于小波超树的能量比进行了水印的提取与检测。克服了文献 [1-3] 中方法不能抵抗大角度旋转的问题,同时提供了较好的视觉效果。相对其他抗几何攻击水印算法而言,本文算法不需在载体图像中嵌入模板,通过提取图像的方向可控金字塔变换域特征实现水印图像的旋转检测。实验结果表明,本文算法对各类几何攻击具有较强的鲁棒性。

参考文献 (References)

- [1] Wang S H, Lin Y P. Wavelet tree quantization for copyright protection watermarking [J]. IEEE transactions on Image Processing 2004 13 (2): 154-165
- [2] Li En-ping, Liang Hua-qing, Niu Xin-xin. Blind image watermarking scheme based on wavelet tree quantization robust to geometric attacks [C] // Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, China IEEE Press 2006 10256-10260
- [3] Kwon G R, Jung S W, Ko S J. An efficient watermarking technique using ADEW and CBWT for copyright protection [C] // Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Security, Guangzhou, China Springer-Verlag 2007 634-641
- [4] Das T K, Martin S. Analysis of the "Wavelet Tree Quantization" watermarking strategy and a modified robust scheme [J]. Multimedia Systems 2006 12 (2): 151-163
- [5] Kang Xian-gui, Huang Ji-wu, Lin Yan, et al. Spread-spectrum watermarking resists to affine transformation [J]. Acta Electronica Sinica 2004 32 (1): 8-12 [康显桂, 黄继武, 林彦等. 抗仿射变换的扩频图像水印算法 [J]. 电子学报, 2004 32 (1): 8-12]
- [6] Hu Yu-ping, Han De-zhi, Yang Si-qing. Image-adaptive watermarking algorithm robust to geometric distortion in DWT domain [J]. Journal of System Simulation 2005 17 (10): 2470-2475 [胡玉平, 韩德志, 羊四清. 抗几何变换的小波域自适应图像水印算法 [J]. 系统仿真学报, 2005 17 (10): 2470-2475]
- [7] Chen Jie, Yao Hong-xun, Gao Wen, et al. A robust watermarking method based on wavelet and Zernike transform [C] // Proceedings of the International Symposium on Circuits and Systems II Vancouver, Canada IEEE Press 2004 173-176
- [8] Watson A B, Borthwick R, Taylor M. Image quality and entropy masking [C] // Proceedings of SPIE Conference on Human Vision and Electronic Imaging II San Jose, CA, USA: SPIE Press

- 1997: 358-371.
- [9] Simoncelli E P, Freeman W T. The Steerable Pyramid: A flexible architecture for multiscale derivative computation [C] // Proceedings of the 2nd International Conference on Image Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1995, 3: 444-447.
- [10] Simoncelli E P, Freeman W T, Adelson E H, et al. Shiftable multiscale transforms [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2): 587-607.
- [11] Freeman W T, Adelson E H. The design and use of steerable filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1991, 13(9): 891-906.
- [12] Huang B B, Tang S X. A contrast-sensitive visible watermarking scheme [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2006, 13(2): 60-66.
- [13] Castleman K R. Digital Image Processing [M]. Harlow, UK: Prentice-Hall Inc, 1996: 154-163.
- [14] Matt M L, Jeffery A B. Computing the probability of false watermark detection [C] // Proceedings of the Third International Workshop on Information Hiding. Dresden, Germany: Springer-Verlag, 1999: 146-158.