

基于小波树调制及方向可控金字塔域特征的抗几何攻击水印

李振宏^{1,2} 吴慧中¹

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)¹

(南京信息工程大学计算机与软件学院 南京 210044)²

摘要 基于小波变换的抗几何攻击水印是当前数字水印研究的难点之一。基于方向可控金字塔变换域能量主方向特征及子带交叉相关特征实现了水印图像旋转失真的检测与恢复,采用基于人眼视觉特性的小波树自适应调制方法在小波树中完成水印的嵌入,水印的提取基于小波超树的能量对比关系实现。仿真结果表明,该算法可较好地抵抗旋转、缩放和剪切等几何攻击。

关键词 方向可控金字塔变换,小波树,人眼视觉特性,抗几何攻击

Geometrically Robust Image Watermark Based on Wavelet Tree Modulation Incorporated with Steerable Pyramid Features

LI Zhen-hong^{1,2} WU Hui-zhong¹

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

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

Abstract Wavelet based geometrically robust digital watermark is one of the difficulties in image watermark. Energy dominant orientation in steerable pyramid domain and cross correlation between different orientation subbands were used to estimate and restore the rotation of the watermarked image, adaptive wavelet tree modulation incorporated with HVS was used to embed the watermark, and the ratio of two super-trees' energy was employed to extract the watermark. The emulation result indicates that the proposed algorithm can efficiently resist such geometric attack as rotating, scaling and cropping.

Keywords Steerable pyramid, Wavelet tree, HVS, Geometrically robust

1 引言

变换域水印是目前数字水印研究的主要内容。由于小波域水印技术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,因此小波域水印算法研究受到了越来越多的关注。但目前文献中的小波域水印算法,抵抗几何攻击的能力较弱,对水印图像微小的几何攻击将对水印的提取产生很大影响,所以设计和实现能够抵抗几何攻击的小波域数字水印是目前研究的一个难点。

Wang^[1]等提出了一种基于小波树量化实现水印嵌入的方法,文献[2]提出了基于小波树量化并在多个子带重复嵌入水印的方法,而文献[3]提出了基于小波树交叉绑定进而基于小波树量化进行水印嵌入的方法。上述方法都基于小波树量化实现水印的嵌入与检测,对微小角度旋转(一般小于 2.5°)和缩放攻击具有一定鲁棒性。若水印图像发生较大角度旋转,上述算法将无法检测到水印。同时,Das^[4]等提出了一种分析方法,可估计嵌入时修改的小波树位置和嵌入时选取的能量差参数,进而实现攻击,因此基于小波树量化的水印算法

对 Das 攻击不具备安全性。

本文提出了一种基于人眼视觉特性的小波树自适应调制算法,实现水印的嵌入,算法基于 Steerable Pyramid(方向可控金字塔变换,以下简称 SP 变换)实现图像的旋转同步,对几何攻击具有较强的鲁棒性,可抵抗大角度旋转攻击,同时保留了小波树量化水印算法的抗尺度缩放攻击和抗剪切攻击能力,并且可有效抵抗 Das 分析攻击。

文章后续内容安排如下:第2节介绍基于 HVS 的小波树调制水印技术,第3节介绍 SP 变换及两个重要性质,第4节讨论算法抵抗不同类型几何攻击的实现机制,第5节为实验仿真结果,最后给出结论。

2 基于 HVS 的小波树调制水印

基于小波树量化的水印算法在两棵小波超树中嵌入 1 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,因此安全性无法保证,而小波树调制方法可较好地抵抗 Das 分析攻击。

2.1 水印嵌入过程

到稿日期:2008-04-28 本文受到江苏省自然科学基金项目(项目编号: BK2006569),长三角重大科技联合攻关项目(项目编号: BE2004400)资助。

李振宏(1972-),男,讲师,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, E-mail: lzhdongbei@163.com; 吴慧中(1942-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机图形图像理论、虚拟现实。

Step1 首先对原图像进行4层小波分解,然后选取2-4层小波系数构成小波树。如图1所示,每一层的1个小波系数与上一层的4个小波系数对应,如第L层的(i,j)位置小波系数与第L-1层的(2*i,2*j),(2*i-1,2*j-1),(2*i,2*j-1),(2*i-1,2*j)4个系数相对应。这样,由第4层的1个小波系数与第3层4个小波系数及第2层16个小波系数构成一棵小波树。

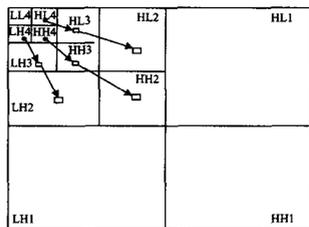


图1 四层小波分解及小波树的构成

对Db1小波不同分解层次的3个细节子带能量进行统计可以发现,对大部分图像而言,其HH子带的总能量与HL和LH子带的总能量差别较大,而且HH子带小波树能量的分布区间也要比其他子带小。这就意味着,若选择HH子带小波树参与到后续的超树中,则对其进行的能量修改将可能比其他子带的修改大,从而更可能造成水印信号不可预见性地降低。因此,为避免水印图像视觉质量的降低,本文只在HL和LH子带进行水印嵌入。

Step2 对m棵小波树T(k)(k=1...m),统计其能量,能量定义如下:

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

其中T_q为第q棵小波树,p为小波树中的系数个数,T_i为T_q的第i个系数。

Step3 对小波树按能量进行排序,得到ST(k)(k=1...m),接着将m棵小波树按顺序4棵为一组,划分为m/4组,每一组内第一和第三棵组成一棵超树,第二和第四棵组成一棵超树,构造超树的具体方法见文献[1],超树的构成和超树的排列顺序作为密钥,供水印提取使用。

Step4 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...m/8),则嵌入水印比特w_k需修改超树UT_{2k}和UT_{2k-1}。Wang^[1]等对小波树进行量化实现水印的嵌入,Das^[4]已经给出了对小波树量化水印进行攻击的具体方法,故此类算法的安全性无法保证;同时,该算法未针对图像自身特性进行优化,以提高水印图像的视觉质量。鉴于此,本文选择了小波树调制方法进行水印的嵌入。算法中综合考虑了小波域3种视觉掩蔽特性,即频率掩蔽效应、亮度掩蔽效应和纹理掩蔽效应。本文选择Lewis^[5]等人的结果来确定JND门限。获得JND门限后,再求出每一子带的最大JND门限,在水印嵌入时,将基于最大JND门限和当前位置的JND门限确定系数的修改强度。

嵌入方法为:

若w_k=1,

$$UT_{2k}(p) = UT_{2k}(p) * (1 + \alpha * \frac{JND_l^i(p)}{\max(JND_l^i)})$$

$$UT_{2k-1}(p) = UT_{2k-1}(p) * (1 - \alpha * \frac{JND_l^i(p)}{\max(JND_l^i)}) \quad (1)$$

若w_k=-1,

$$UT_{2k}(p) = UT_{2k}(p) * (1 - \alpha * \frac{JND_l^i(p)}{\max(JND_l^i)})$$

$$UT_{2k-1}(p) = UT_{2k-1}(p) * (1 + \alpha * \frac{JND_l^i(p)}{\max(JND_l^i)}) \quad (2)$$

其中UT_{2k}(p)为超树UT_{2k}中的系数p,JND_lⁱ(p)为p所在方向o、尺度l对应位置的JND,max(JND_lⁱ)为系数p所在子带的最大JND;α为全局嵌入强度控制因子,一般介于0.05~0.5之间,α越大,则水印鲁棒性越强,但不可见性越低。

2.2 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(见本文第3节)。几何攻击恢复后,小波树调制水印的提取过程如下:

Step1 首先对原图像进行4层小波分解,然后选取2-4层对应位置的小波系数构成小波树;

Step2 依据嵌入时相同的顺序构成超树,得到UT_n(n=1...m/8);

Step3 提取比特w_k^{*},按下述方法确定:

统计UT_{2k}和UT_{2k-1}的能量E(UT_{2k})和E(UT_{2k-1}),则:

$$w_k^* = \begin{cases} 1, & \frac{E(UT_{2k})}{E(UT_{2k-1})} > 1 \\ -1, & \frac{E(UT_{2k})}{E(UT_{2k-1})} < 1 \end{cases} \quad (3)$$

Step4 计算相关系数 $\rho = \frac{\sum_{k=1}^n w_k w_k^*}{n}$;

Step5 若ρ>ρ_r,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ρ_r为由实验确定的阈值。

3 SP变换

3.1 SP变换概述

SP^[6,7]变换是一种线性多分辨率图像分解方法。与小波变换类似,SP变换将源图像分解为不同尺度和不同方向的子带,但SP变换具有平移不变性和旋转不变性,这些性质将为图像处理的某些应用提供很大方便。SP变换首先应用高通滤波器H₀和低通滤波器L₀对源图像进行分解,得到一个高通子带和一个低通子带,接着低通子带再应用k个带通滤波器B₀,...,B_{k-1}和一个低通滤波器L₁分解为k个带通子带和一个低通子带,然后对低通子带进行下采样,且行、列方向的采样因子均为2,之后应用B₀,...,B_{k-1}和L₁进行递归分解。SP变换一层分解与重构过程如图2所示。

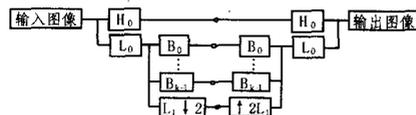


图2 第一层SP分解与重构

设图像为f(x,y),图像第i层SP分解后的k个子带系数为SPf⁰(x,y),...,SPf^{k-1}(x,y),SPf⁰(x,y),...,SPf^{k-1}(x,y)分别对应于图像0... $\frac{\pi}{k-1}$ 共k个方向的SP系数。而图像任意θ方向的SP分解系数可由上述k个方向SP系数的线性组合求得,即

$$SPf^\theta(x,y) = \sum_{j=0}^{k-1} m_j(\theta) \cdot SPf^j(x,y) \quad (4)$$

其中m_j(θ)为与θ有关的插值函数。m_j(θ)需满足^[5]:

$$\begin{pmatrix} 1 \\ e^{j\theta} \\ \vdots \\ e^{jn\theta} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ e^{j\theta_1} & e^{j\theta_2} & \cdots & e^{j\theta_k} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ e^{jn\theta_1} & e^{jn\theta_2} & \cdots & e^{jn\theta_k} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_1(\theta) \\ m_2(\theta) \\ \vdots \\ m_j(\theta) \end{pmatrix} \quad (5)$$

当 $k=6$ 时求解上述方程,得

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

其中 $\theta_j = (j-1)\pi/k$ 。一般地,SP 分解层次可在 1 至 15 层之间,分别对应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 3 给出了 Lena 图像的 4 层 6 子带 SP 分解。

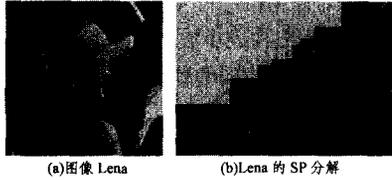


图 3 图像 Lena 及其 4 层 6 子带 SP 分解

3.2 SP 变换的两个性质

SP 变换具有一些小波变换所不具备的性质。小波变换不具有平移不变性,微小的平移将导致小波系数发生明显变化,而且小波变换不具备旋转不变性,而这二者都是 SP 变换所具有的^[2]。

首先做如下定义:

定义 1 SP 方向能量(SPOE)。图像 $f(x,y)$ θ 方向的 SP 方向能量定义为

$$SPOE f_\theta = \sqrt{\sum_{j=1}^l \sum_{i_x=1}^{m_j} \sum_{i_y=1}^{n_j} |SP f_j^\theta(x,y)|^2} \quad (7)$$

其中, l 为 SP 分解的层数, m_j, n_j 为第 j 层 θ 方向 SP 系数的行列数, $SP f_j^\theta$ 为第 j 层 θ 方向的 SP 系数。

定义 2 SP 主方向(SPO)。SP 主方向指具有最大 SPOE 的角度方向,即

$$SPOf = \arg \max_{\theta=0}^{2\pi} SPOE f_\theta \quad (8)$$

其中 $SPOf$ 为图像 $f(x,y)$ 的 SP 主方向。

定理 1 $SPOE f_\theta = SPOE f_{\theta+\pi}$ (9)

证明:由式(7),

$$SPOE f_\theta = \sqrt{\sum_{j=1}^l \sum_{i_x=1}^{m_j} \sum_{i_y=1}^{n_j} |SP f_j^\theta(x,y)|^2}$$

$$SPOE f_{\theta+\pi} = \sqrt{\sum_{j=1}^l \sum_{i_x=1}^{m_j} \sum_{i_y=1}^{n_j} |SP f_j^{\theta+\pi}(x,y)|^2}$$

而由式(4)和式(6)可得:

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

故 $SPOE f_\theta = SPOE f_{\theta+\pi}$

定理 2 设原图像为 $f(x,y)$, 旋转 φ 后图像为 $f^\varphi(x,y)$, 则 $SPOE f_\theta = SPOE f_{\theta+\varphi}^\varphi$

证明:

$$SPOE f_\theta = \sqrt{\sum_{j=1}^l \sum_{i_x=1}^{m_j} \sum_{i_y=1}^{n_j} |SP f_j^\theta(x,y)|^2}$$

设 SP 变换方向 θ 的卷积核为 $g^\theta(x,y)$, 对第一层 SP 变换有

$$SP f^\theta(x,y) = f(x,y) * g^\theta(x,y), x=1, \dots, m, y=1, \dots, n$$

由卷积定理得

$$SP F^\theta(u,v) = F(u,v) \cdot G^\theta(u,v), u=1, \dots, m, v=1, \dots, n \quad (10)$$

其它层次有同样的结论。

同理, $f^\varphi(x,y)$ 的第一层 θ 方向 SP 变换为

$$SP f^{\varphi,\theta}(x,y) = f^\varphi(x,y) * g^\theta(x,y), x=1, \dots, m, y=1, \dots, n$$

$$SP F^{\varphi,\theta}(u,v) = F^\varphi(u,v) \cdot G^\theta(x,y), u=1, \dots, m, v=1, \dots, n$$

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^[8]有

$$G^\theta(u \cos\varphi + v \sin\varphi, v \cos\varphi - u \sin\varphi) = G^{\theta+\varphi}(u,v) \quad (11)$$

由 Rayleigh 定理得

$$\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SP f^\theta(x,y)|^2 = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SP F^\theta(u,v)|^2$$

$$= \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |F(u,v) \cdot G^\theta(u,v)|^2$$

$$= \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |F(u,v)|^2 \cdot |G^\theta(u,v)|^2$$

若 $f(x,y)$ 旋转 φ , 则有

$$\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SP f^{\varphi,\theta}(x,y)|^2 = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SP F^{\varphi,\theta}(u,v)|^2 =$$

$$\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |f^\varphi(u,v)|^2 \cdot |G^\theta(u,v)|^2$$

由图像傅立叶变换的旋转性质知 $F^\varphi(u,v)$ 为 $F(u,v)$ 旋转 φ 的结果。因此,为逼近原图像 θ 方向的 SP 变换,只需将 G^θ 旋转 φ , 即使用 $G^{\theta+\varphi}(u,v)$ 进行 SP 变换,则有

$$\sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |SP f^{\varphi,\theta+\varphi}(x,y)|^2 = \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |F^\varphi(u,v)|^2 \cdot |G^{\theta+\varphi}(u,v)|^2$$

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 变换亦有相同结果。故

$$SPOE f_\theta = SPOE f_{\theta+\varphi}^\varphi$$

推论若 $\theta_1 = \arg SPOf, \theta_2 = \arg SPOf^\varphi$, 则 $\theta_1 = \theta_2 - \varphi$ 。

在实际的计算过程中,由于 SP 变换和图像的离散性以及采用的卷积核非圆形,因此上述结果可能会出现一些误差。

4 抗几何攻击的实现

4.1 抗尺度缩放攻击的实现

基于小波树调制的水印算法通过改变两棵小波超树的能量比,使之满足指定条件,实现水印信号的嵌入与提取。而这种能量比关系对图像尺度缩放具有较强的鲁棒性,因此本文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。仿真结果见本文第 5 节。

4.2 抗旋转攻击的实现

图像旋转会破坏水印嵌入和提取的同步,从而造成水印信息不能正常提取,设计鲁棒的旋转同步算法可有效提高水印算法抗几何攻击的性能。本文基于 SP 变换域特征设计并实现了经过“由粗渐精”两个步骤实现图像旋转角度检测的算法。

4.2.1 旋转角度的“粗”检测

在水印嵌入阶段,提取载体图像的 SP 主方向 θ_1 并计算交叉相关,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 和交叉相关。为估计图像旋转角度,需得到水印图像未经历旋转攻击时的 SP 主方向。而实

实际上,水印嵌入过程中对原图像能量的改变被分散到整个图像中,因此水印的嵌入对原图像 SP 变换不同方向上的能量分布的相对改变是微小的,故可用嵌入水印前图像的主方向来估计嵌入水印后图像的主方向。图 4 给出了 Lena 图像嵌入水印前后的能量分布(周期为 180°),其它图像也有类似的结果。

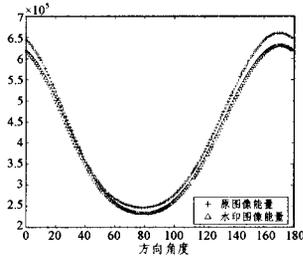


图 4 Lena 图像水印嵌入前后能量分布

故由定理 2,若 $\theta_1 = \arg SPOf$, $\theta_2 = \arg SPOf^*$, 图像的旋转角度 φ 可用 $\theta_2 - \theta_1$ 进行估计。在实际计算中,为克服计算误差,可进行如下处理:

对攻击前图像,选择 $\varphi_1, \dots, \varphi_n$ 对图像进行旋转,基于上述方法得到估计结果 $\varphi_1', \dots, \varphi_n'$, 计算

$$\theta_1' = \frac{\sum_{k=1}^n (\varphi_k' - \varphi_k)}{n} + \theta_1$$

恢复几何攻击时以 θ_1' 代替 θ_1 进行估计。

4.2.2 旋转角度的“精”检测

若上一步得到估计旋转角度为 θ' , 则可在 θ' 的邻域内基于 SP 变换域特征进一步提高检测精度。SP 域子带间交叉相关可较好地表征图像 SP 域的主要特性,如纹理和边缘等,其定义如下:

$$C_{ij}^l = \left(\frac{1}{N_l} \sum_{x=1}^{m_l} \sum_{y=1}^{n_l} SPf_{i_l}^l(x, y) SPf_{j_l}^l(x, y) \right), C_{ij}^l = C_{ji}^l$$

其中 C^l 为第 l 层 SP 交叉相关,矩阵行列个数为 SP 变换子带个数。如选择 n 个子带,则矩阵有 $n \times n$ 个元素, N_l 为第 l 层 SP 子带系数个数。若图像进行了 l 层分解,则需分别对每一层求取 SP 交叉相关矩阵。

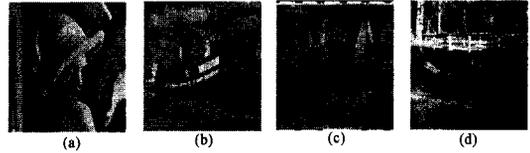
为确定最佳匹配角度,需在 θ' 的 Δ 邻域进行搜索,其中根据实验确定。匹配过程中,以角度增量进行搜索。每次搜索时,需将图像旋转 $-(\theta' + \Delta\theta)$, $\Delta\theta$ 不宜过大,否则影响匹配精度。设攻击前得到的交叉相关矩阵为 $C^1 C^2, \dots, C^l$, 攻击后得到对应于 $\theta' + \Delta\theta$ 的交叉相关矩阵为 $C_{\theta'+\Delta\theta}^1 C_{\theta'+\Delta\theta}^2, \dots, C_{\theta'+\Delta\theta}^l$ 则最佳匹配角度 θ_f 为

$$\theta_f = \arg \min_{\theta = -\Delta\theta}^{\Delta\theta} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l |C^i(x, y) - C_{\theta+\Delta\theta}^i(x, y)|$$

得到 θ_f 后,即可对水印图像进行旋转恢复,进而完成水印检测。

5 仿真结果与分析

本文选择了 4 幅具有不同纹理特性的标准 512×512 灰度图像进行实验。载体图像首先进行 4 层 6 子带方向可控金字塔变换,然后提取能量主方向特征及子带交叉相关特征,接着对载体图像进行 4 层小波分解。并依据文中算法构造小波超树,按一定强度将 512 比特水印数据嵌入载体图像。图 5 为嵌入水印后图像及其对应的 PSNR 值。



(a) Lena (PSNR: 40.3180); (b) Fishing Boat (PSNR: 39.4189); (c) Couple (PSNR: 37.5380); (d) Stream & bridge (PSNR: 38.8940)

图 5 水印图像及其视觉质量评价

文献[1]中算法在 Lena 图像中嵌入信息量为 512 比特时,PSNR 值为 38.2,而本文算法在嵌入信息量为 512 比特时,其 PSNR 值为 40.3。可看出,由于采用了基于 HVS 的嵌入方法,所以水印图像具有较好的客观视觉质量。

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。水印检测效果基于嵌入水印与提取水印的归一化相关进行评价,后续实验也采用此标准进行衡量。表 1 给出了图像 Lena 经历小角度旋转时的水印检测结果。

表 1 小角度旋转攻击水印检测结果比较

旋转角度	本文算法	文献[1]算法	旋转角度	本文算法	文献[1]算法
0.25	0.75	0.37	-0.25	0.77	0.32
0.50	0.50	0.29	-0.50	0.50	0.23
0.75	0.36	0.26	-0.75	0.36	0.24
1.00	0.31	0.24	-1.00	0.29	0.16

可看出: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(ρ_T 为 0.20),且本文算法检测效果要优于文献[1]中方法。作者同时对未嵌入水印的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 0.996。

表 2 旋转攻击角度检测及水印检测结果(相关系数)

Lena			Fishing Boat			Couple			Stream & Bridge		
旋转角度	估计角度	相关系数	旋转角度	估计角度	相关系数	旋转角度	估计角度	相关系数	旋转角度	估计角度	相关系数
1	1.25	0.707	1	0.65	0.668	1	0.80	0.777	1	0.95	1.000
2	2.35	0.617	2	1.70	0.676	2	2.10	1.000	2	2.15	0.855
5	5.35	0.617	5	4.75	0.723	5	5.05	1.000	5	5.20	0.750
10	10.25	0.707	10	9.75	0.723	10	10.05	1.000	10	10.15	0.855
15	15.25	0.707	15	14.75	0.723	15	15.05	1.000	15	15.25	0.664
30	30.35	0.617	30	29.95	1.000	30	30.00	1.000	30	30.20	0.750
45	45.35	0.617	45	44.70	0.676	45	44.70	0.668	45	45.20	0.750

图像的旋转角度估计分两步实现:首先基于 SP 能量主方向特征进行粗略估计,然后基于 SP 子带交叉相关特征进

行精细检测。实验结果如表 2 所示,可看出:算法对旋转攻击具有较强的鲁棒性,检测到的旋转角度误差不超过 0.35° ,且

纹理复杂程度不同的图像具有不同的鲁棒性。Couple 图像与其它图像比较而言,具有相对复杂的纹理,其水印检测的鲁棒性较强。其它图像由于纹理相对简单,因此水印检测鲁棒性较弱。

为测试算法对剪切攻击的鲁棒性,对嵌入水印后的图像进行了保留中心部分的剪切攻击。水印检测结果如表 3 所示,可以看出:本文算法对剪切攻击具有较强鲁棒性,剪切后图像大小只有原图像的 53%(剪切横向、纵向两侧边缘各 70 个像素)时仍可检测到水印。

表 3 剪切攻击水印检测结果(相关系数)

水印图像	剪切后剩余部分与原图像面积比				
	92%	78%	65%	53%	42%
Lena	0.66	0.45	0.22	0.21	0.14
Fishing Boat	0.68	0.45	0.38	0.23	0.26
Couple	0.69	0.45	0.31	0.22	0.21
Stream&bridge	0.61	0.45	0.33	0.22	0.20

为测试算法对缩放攻击的鲁棒性,对嵌入水印后的图像进行了不同尺度的缩放并进行了水印检测(检测前需将图像变换为 512×512)。实验结果如表 4 所示,可看出:本文算法对缩放攻击具有较强鲁棒性,在尺度缩放因子为 0.4~10 时可正确检测到水印。

表 4 缩放攻击水印检测结果(相关系数)

水印图像	缩放因子					
	0.4	0.6	0.8	1.2	2	3~10
Lena	0.56	0.79	0.95	1.00	1.00	1.00
Fishing Boat	0.56	0.62	0.89	1.00	1.00	1.00
Couple	0.50	0.61	0.83	1.00	1.00	1.00
Stream&bridge	0.50	0.68	0.90	1.00	1.00	1.00

为测试算法对 JPEG 压缩攻击的抵抗能力,对上述测试图像进行了实验仿真,结果如图 6 所示,可看出:算法对 JPEG 压缩具有很强的抵抗能力,当 JPEG 品质因子为 10 时,仍可得到较高的相关系数。表 5 给出了本文算法与文献[1]算法对图像 Lena 的 JPEG 压缩攻击检测结果比较,数据表明本文算法的抗 JPEG 压缩性能大大优于文献[1]中方法。

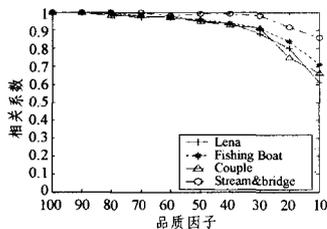


图 6 JPEG 压缩攻击检测结果

表 5 JPEG 压缩攻击检测结果比较(相关系数)

JPEG 品质因子	本文算法	文献[1]算法
30	0.88	0.15
40	0.95	0.23
50	0.97	0.26
70	1.00	0.57
90	1.00	1.00

常见的信号处理操作,如滤波、噪声和直方图均衡化等都会对水印信号的正确提取产生影响。作者对上述测试图像进行了仿真,仿真数据如表 6 所示,结果表明:算法对信号处理攻击具有较强鲁棒性,且算法对滤波操作的鲁棒性较强,对直方图均衡化的鲁棒性相对较弱。

表 6 信号处理攻击水印检测结果(相关系数)

水印图像	中值滤波(3×3)	高斯滤波	直方图均衡化	高斯噪声
Lena	0.94	0.93	0.93	0.93
Fishing Boat	0.86	0.93	0.52	0.63
Couple	0.82	0.95	0.55	0.59
Stream&bridge	0.86	0.99	0.58	0.79

结束语 本文基于方向可控金字塔变换域能量主方向特征及子带间交叉相关特征实现了水印图像旋转角度的检测与恢复;在应用 HVS 的基础上,基于小波树自适应调制实现了水印的嵌入,基于小波超树的能量比实现了水印数据的提取,并基于归一化相关完成了水印的检测。相对其它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与恢复;同时,由于采用了 HVS 模型进行水印嵌入,因此在嵌入较大信息量同时,仍具有较高的视觉质量。实验结果表明:本文算法对几何攻击具有较强的鲁棒性。

参考文献

- [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[A]//Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation[C]. Dalian, China, 2006: 10256-10260
- [3] Kwon Goo-Rak, Jung Seung-won, Ko Sung-Jea. An efficient watermarking technique using ADEW and CBWT for copyright protection [J]. LNAI, 2007, 4456: 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: 151-163
- [5] Lewis A S, Knowles G. Image compression using the 2-D wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(2): 244-250
- [6] Simoncelli E P, Freeman W T. The Steerable Pyramid: A flexible architecture for multi-scale derivative computation[A]//Proceedings of Second International Conference on Image Processing[C]. Washington DC, USA, October, 1995, 3: 444-447
- [7] Simoncelli E P, Freeman W T, Adelson E H, et al. Shifttable multi-scale transforms[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2): 587-607
- [8] 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