

基于混沌的 Contourlet 域抗几何攻击图像水印算法*

李峰^{a,b}, 陈光喜^{a,b}, 丁勇^{a,b}

(桂林电子科技大学 a. 广西可信软件重点实验室; b. 数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 为了提高水印算法的抗几何攻击性和自适应性, 提出了一种基于混沌的 Contourlet 域抗几何攻击的自适应图像水印算法。首先对载体图像进行 Contourlet 变换, 并对低频子带进行分块奇异值分解, 然后根据 HVS 原理自适应地将混沌加密后的水印信息嵌入到每块的最大奇异值中; 最后使用改进的 Harris-Laplace 算子提取含水印图像的特征点。水印提取时利用受攻击前后图像的特征点矫正图像的几何变形。实验表明, 该算法对 JPEG 压缩、滤波、加噪、旋转、缩放和平移等常规的图像处理和几何攻击具有很强的鲁棒性。

关键词: 数字水印; Contourlet 变换; 几何攻击; 特征点; 混沌; 自适应性

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4327-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.084

Image watermarking algorithm against geometrical attacks in Contourlet domain based on chaos

LI Feng^{a,b}, CHEN Guang-xi^{a,b}, DING Yong^{a,b}

(a. Guangxi Key Laboratory of Trusted Software, b. School of Mathematics & Computational Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China)

Abstract: In order to improve the robustness against geometrical attacks and self-adaptability, this paper proposed an adaptive image watermarking algorithm in Contourlet domain based on chaos. Firstly, it applied a Contourlet transform to the cover image, and divided the low frequency sub-band into many blocks which were decomposed with singular value decomposition (SVD). Secondly, it adaptively embedded the watermark information with chaotic encryption into the largest singular value of every block based on human visual system (HVS). Finally, it extracted the feature points by the improved Harris-Laplace operator. During detection, restored the attacked image by using feature points of it and those of the watermarked image. Experimental results show the proposed algorithm is robust to common image processing and geometric attacks such as JPEG compression, filtering, noise addition, rotation, scaling and translation.

Key words: digital watermarking; Contourlet transform; geometric attacks; feature points; chaos; self-adaptability

数字水印技术利用数字作品的冗余性和自相关性, 将标志版权的信息嵌入到音频、图像、视频等要保护的数字作品中, 同时还要保证不影响数字作品的视觉和听觉效果。当发生版权纠纷时, 就将隐藏的版权信息提取出来, 作为起诉非法侵权的证据。也可以通过对水印信息的检测分析来判断数字作品是否遭到篡改, 同时定位被篡改的位置。数字水印技术突破了传统版权保护方案的局限, 为保护数字作品版权提供了一种有效的技术手段^[1]。

Contourlet 变换域上的数字水印技术已逐渐成为水印领域的一个研究热点^[2-8]。Contourlet 分解具有很好的多分辨率和时频局部特性, 这符合人类视觉系统对不同频率的掩蔽特性, 但是 Contourlet 变换不具有几何不变性, 目前提出的一些算法在抗几何攻击方面不太理想。顾国生等人^[6]提出了基于 Contourlet 变换和奇异值分解的水印算法, 对常规的图像攻击有较好的鲁棒性, 但是抗旋转攻击的鲁棒性较弱。文娟等人^[7]提出了基于 ANFIS 神经网络的 Contourlet 变换域上的水印算法, 利用 ANFIS 神经网络实现了水印的盲提取, 对噪声、滤波和压缩等攻击有很好的鲁棒性, 但是不能抵抗旋转攻击。杨胜利等人^[8]提出了基于改良的扩频技术的 Contourlet 域上

的盲水印, 通过 IMSS 系统将水印嵌入到载体图像的 Contourlet 域上, 该算法比传统的扩频水印有更强的鲁棒性, 但是对旋转和缩放攻击的鲁棒性很弱。

1 相关理论基础

1.1 特征点的提取

特征点又称角点, 是指图像中局部窗口沿各方向移动均产生明显变化或者局部曲率突变的点。图像特征点和特征区域具有协变于几何形变的性质, 可以用来矫正图像的几何形变。Mikolajczyk 等人^[9]提出的 Harris-Laplace 算子对常见的旋转、缩放、平移和噪声攻击具有很好的鲁棒性。楼偶俊等人^[10]对 Harris-Laplace 算子进行了改进, 提高了特征点提取的效果。

本文利用文献[10]中改进的 Harris-Laplace 算子提取图像的特征点的基本思想是: a) 利用 Harris-Laplace 算子提取图像的候选特征点; b) 检测每个候选特征点是否符合规定的要求; c) 选取响应函数值最大的前 N_0 个点作为图像的特征点。具体步骤如下:

a) 利用 Harris-Laplace 算子提取图像的预选特征点集

收稿日期: 2012-04-16; **修回日期:** 2012-05-23 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60963024); 广西可信软件重点实验室开放基金

作者简介: 李峰(1986-), 男, 河南浚县人, 硕士, 主要研究方向为数字水印(lifenghebishu@163.com); 陈光喜(1971-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为智能算法、信息隐藏; 丁勇(1975-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为信息安全。

$\{p_k\}$, 其中特征点 p_k 的响应函数记为 $R(x_k, y_k)$, 点 p_k 的特征尺度记为 LOG_k 。

b) 从预选特征点集 $\{p_k\}$ 中选取响应函数值 $R(x_k, y_k)$ 最大的点, 以此点特征尺度的 T_0 倍作为这个图像的特征区域半径。依次检查 $\{p_k\}$ 中每个特征点, 当特征区域没有超出图像边缘或没有与已存在的特征区域重叠, 则将该点并入特征点集合 $\{q_k\}$ 。检查完预选特征点集 $\{p_k\}$ 后, 如果点集 $\{q_k\}$ 中点的个数大于 N_0 的话, 就保留响应函数 R 最大的前面 N_0 个点, 去除其余的点。

c) 依次计算特征点集合 $\{q_k\}$ 中每个特征点的归一化特征向量 $V_k = (E_k, S_k, \text{LOG}_k)$, 其中 E_k 和 S_k 分别为特征区域像素的平均值和方差。

1.2 几何形变的矫正

常见的几何攻击有旋转、缩放、平移以及它们的组合, 各种几何变换都可以用仿射变换来表示。当图像以原点为中心旋转 θ 度; 然后水平方向缩放 S_x 倍, 垂直方向缩放 S_y 倍; 最后水平方向平移 T_x 个像素, 垂直方向平移 T_y 个像素后, 原来坐标为 (x, y) 的点变换后坐标为 (x', y') , 则

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix}$$

原始图像中的三个点 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 和 (x_3, y_3) 遭到上述几何攻击后, 对应的新坐标为 (x'_1, y'_1) 、 (x'_2, y'_2) 和 (x'_3, y'_3) 。实际上图像受到几何攻击时, 不存在上面所说的原点。假设以 (x_1, y_1) 和 (x'_1, y'_1) 为图像遭到几何攻击前后的变换原点, 则有

$$\begin{pmatrix} x'_2 - x'_1 \\ y'_2 - y'_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_2 - x_1 \\ y_2 - y_1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} x'_3 - x'_1 \\ y'_3 - y'_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_3 - x_1 \\ y_3 - y_1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} T_x \\ T_y \end{pmatrix}$$

整理上面两式得

$$S_x = \frac{(x'_2 - x'_1) \cos(-\theta) - (y'_2 - y'_1) \sin(-\theta)}{x_2 - x_1} = \frac{(x'_3 - x'_1) \cos(-\theta) - (y'_3 - y'_1) \sin(-\theta)}{x_3 - x_1} \quad (1)$$

$$S_y = \frac{(x'_2 - x'_1) \sin(-\theta) - (y'_2 - y'_1) \cos(-\theta)}{y_2 - y_1} = \frac{(x'_3 - x'_1) \sin(-\theta) - (y'_3 - y'_1) \cos(-\theta)}{y_3 - y_1} \quad (2)$$

对式(1)后一个等号两边进行整理, 可得

$$\theta = -\arctan\left(\frac{(x'_2 - x'_1)(x_3 - x_1) - (x_2 - x_1)(x'_3 - x'_1)}{(y'_2 - y'_1)(x_3 - x_1) - (x_2 - x_1)(y'_3 - y'_1)}\right)$$

如果知道三个点变换前后的坐标, 就可以得到中心旋转因子 θ 、水平方向尺度因子和垂直尺度因子 S_y , 进而可以求出水平平移因子 T_x 、垂直平移因子 T_y 。当知道图像几何形变的变换因子时, 就可以进行相反的仿射变换, 从而实现几何矫正。图像几何形变的矫正算法具体如下:

a) 利用改进的 Harris-Laplace 算子提取原图像和受攻击图像的特征点和归一化特征向量。

b) 依次对原图像特征点集 $\{q_k\}$ 中的每一点在受攻击图像特征点集 $\{q_{wk}\}$ 中寻找与之匹配的特征点。两特征点的距离定义为

$$d(q_k, q_{wi}) = N_1 |E_k - E_{wi}| + N_2 |S_k - S_{wi}| + N_3 |S_k - S_{wi}|$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

其中: N_1 、 N_2 和 N_3 为常数, 表示各分量的权重; N 为 $\{q_{wk}\}$ 中特

征点的个数。取使 $d(q_k, q_{wi})$ 最小的那个点, 记为 q_{wk} 。令 E 为设定的阈值, 当 $d(q_k, q_{wi}) < E$ 时, 就认为特征点 q_{wk} 与 q_k 相对应, 然后把这两点分别从原图像特征点集 $\{q_k\}$ 和攻击后图像特征点集 $\{q_{wk}\}$ 中移除, 放到匹配点集 $\{Mh_i\}$ 中, 集合 $\{Mh_i\}$ 的每个元素为两个匹配的特征点; 若 $d(q_k, q_{wi}) > E$, 则认为攻击后的图像中无特征点与特征点 q_k 相对应。

c) 选择匹配点集 $\{Mh_i\}$ 中一元素的两点作为几何变换原点。假设令 $i=1$ 时 Mh_1 中的 q_1 和 q_{w1} 为几何攻击前后的变换原点, 然后对于 Mh_i 和 Mh_j 两元素对应的点, 利用前面的公式就可求出一组变换因子, 记为 $(\theta_{i,j}, Z_{x,i,j}, Z_{y,i,j})$ 。依次求得匹配点集 $\{Mh_i\}$ 中每两点的变换因子 $(\theta_{i,j}, Z_{x,i,j}, Z_{y,i,j})$, 然后求出各因子分量的平均值: $\text{mean}(\theta_{i,j})$ 、 $\text{mean}(Z_{x,i,j})$ 和 $\text{mean}(Z_{y,i,j})$, 将其作为几何变换的因子。

d) 利用变换因子对受几何攻击的图像作逆仿射变换, 这样就矫正了图像的几何形变。

1.3 人类视觉系统模型

人类视觉系统^[11](HVS)具有频率掩蔽、亮度掩蔽和纹理掩蔽等特性。结合文献[11]中的视觉临界阈值 JND(just noticeable distortion)模型, 给出本文嵌入水印时的量化步长的计算方法。假设图像区域为 I , 则其量化步长为

$$d = \mu + \alpha \times l + \beta \times \sigma \quad (3)$$

$$l = \begin{cases} (60 - v)/150 + 1 & v \leq 60 \\ 1 & 60 < v < 170 \\ (v - 170)/425 + 1 & v \geq 170 \end{cases}$$

其中: l 表示图像区域的亮度掩蔽因子; α 、 β 、 μ 为参数; v 为区域 I 的平均灰度值; σ 为区域 I 的灰度标准差。量化步长越大代表可嵌入的水印信息能量越大。

1.4 广义 Henon 混沌系统

与传统加密方法相比, 基于混沌的图像加密技术具有更高的安全性, 其主要方法是利用混沌序列的大小关系对图像数据进行重排序, 或者先把数字图像转换为二进制数据, 然后利用混沌序列的二值化结果对图像二进制数据进行异或运算。常见的混沌系统有 Logistic、Lorenz、Chebyshev 和广义 Henon 混沌系统。本文使用广义 Henon 混沌系统加密水印图像。广义 Henon 映射^[12]由一组差分方程组成, 当 $1.54 < a < 2$, $0 < |b| < 1$ 时系统处于超混沌状态:

$$\begin{cases} x_{n+1} = a - y_n^2 - bz_n \\ y_{n+1} = x_n \\ z_{n+1} = y_n \end{cases}$$

广义 Henon 映射在参数 a 从 1.98 趋于 2、 b 从 -0.005 趋于 0 和从 0.008 4 趋于 0 的三角区内, 混沌序列的随机性较好^[12]。图 1 给出了使用广义 Henon 混沌系统加密和解密二值图像的实例, 其中参数为: $a = 1.99$, $b = 0.001$, $x_1 = 1$, $y_1 = 0.1$, $z_1 = 0$ 。



图1 混沌加密和解密实验

2 数字水印算法

本文算法的基本思想是: a) 对二值水印信息通过广义 Henon 混沌加密技术进行加密; b) 对原始图像 Contourlet 变换后

的低频子带 L 进行分块奇异值分解;c)根据每块的量化步长自适应地在最大奇异值中嵌入水印信息,并且使用改进的 Harris-Laplace 算子提取含水印图像的特征点。在提取水印信息的时候,首先提取待检测图像的特征点,然后根据 1.2 节中的图像矫正算法,矫正图像的几何形变。

2.1 水印嵌入算法

设水印图像为 32×32 的二值图像 W ,原始图像为 512×512 的 256 级灰度图像。Contourlet 变换后的低频子带集中了图像的大部分能量,水印信息嵌入到低频中具有足够的稳定性。低频系数具有较大的值,水印信号嵌入后对图像的影响较小,有利于保证算法的不可见性。本文选择在低频子带的奇异值中嵌入水印。

a)加密水印图像。通过广义 Henon 混沌系统加密二值水印图像 W ,得到加密后的图像 w' ,并对 w' 按行扫描,记为 $\{w'_i\}, i \in 1, 2, \dots, 1024$ 。

b)对原始图像进行二阶 Contourlet 分解,然后对低频子带 L 进行 4×4 大小的分块并按行排列,记为 $\{L_i\}, i \in 1, 2, \dots, 1024$ 。

c)依次对每块 L_i 进行如下处理:

(a)根据 HVS 原理计算 L_i 的量化步长 $q(i)$ 。量化步长为

$$q(i) = \mu + \alpha \times l(i) + \beta \times \sigma(i) \quad i \in 1, 2, \dots, 1024$$

(b)对 L_i 进行 SVD 分解,得到奇异值矩阵 $S = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4)$ 和左右奇异矩阵 U, V 。

(c)嵌入水印。使用量化调制的方法将第 i 个水印信息嵌入到最大奇异值上:

$$\delta'_1 = \begin{cases} \delta_1 - \text{mod}(q(i), \delta_1) + 3 \times q(i)/4 & \text{if } w'_i = 1 \\ \delta_1 - \text{mod}(q(i), \delta_1) + q(i)/4 & \text{if } w'_i = 0 \end{cases}$$

其中: $\text{mod}()$ 为取余运算。

(d)用修改后的最大奇异值 δ'_1 代替原来的最大奇异值 δ_1 ,得到修改后的奇异值矩阵 $S' = \text{diag}(\delta'_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4)$ 。进行奇异值分解的逆运算,得到含有水印信息的子块 L'_i :

$$L'_i = U \times S' \times V^T$$

e)用含有水印信息的低频子带和没有修改的中高频子带作二阶逆 Contourlet 变换,得到含水印的图像。

f)提取含水印图像的特征点。利用 1.1 节中特征点提取算子提取含水印图像的特征点集 $\{q_k\}$ 和归一化特征向量集 $\{V_k\}$,保存提取结果,在检测算法中使用。

2.2 水印检测算法

水印检测过程简单,不需要原始载体图像,但需要嵌入算法中的量化步长数据和含水印图像的特征点信息。

a)提取待检测图像的特征点,矫正图像几何形变,实现水印的同步。利用 1.1 节中改进的 Harris-Laplace 算子提取待检测图像的特征点集 $\{q_{uk}\}$ 和归一化特征向量集 $\{V_{uk}\}$,然后根据 1.2 节中图像矫正算法得到矫正后的待检测图像 I' 。

b)对待检测图像 I' 进行与嵌入算法中相同的 Contourlet 分解,然后对得到的低频子带进行 4×4 大小的分块并按行排列,记为 $L'_i, i \in 1, 2, \dots, 1024$ 。

c)依次对每块 L'_i 进行如下处理:

(a)进行 SVD 分解,得到奇异值矩阵 $S = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4)$ 。

(b)提取水印信息

$$w'(i) = \begin{cases} 1 & \delta_1 \bmod q(i) \geq q(i)/2 \\ 0 & \delta_1 \bmod q(i) < q(i)/2 \end{cases}$$

其中: $w'(i)$ 为提出的第 i 个水印数据。

d)解密提取出的水印信息。利用嵌入水印时广义 Henon 混沌系统用到的系统参数和初值对二值图像 w' 进行解密,得到提出的水印图像。

3 实验结果

本文使用 Lena (512×512) 256 级灰度图像作为原始图像(图 2(a)),水印图像为 32×32 的二值图像(图 2(b)),在 Matlab 7.0 平台上进行了大量仿真实验。计算量化步长公式中的参数: $\mu = 0.1, \alpha = 0.05, \beta = 0.1$; 计算图像几何形变的矫正算法中的参数: $N_0 = 10, N_1 = 1.5, N_2 = 0.8, N_3 = 1.2, E = 0.05$ 。

本文使用峰值信噪比(peak single-to-noise ratio, PSNR)来衡量嵌入水印后图像的质量,用归一化相关系数(normalized correlation coefficient, NC)来评价提取出的水印和原始水印的相似性。

嵌入水印后 Lena 图像质量 PSNR = 42.61。由图 2 可以看出,原始图像和含水印图像在视觉上几乎无差别,说明本文算法的不可见性很高。在没有到任何攻击的情况下,提取的水印图像(图 2(d))和原始水印图像(图 2(b))之间的归一化相关系数 $NC = 1.0$,提取的水印没有失真。



图2 原始图像、含水印图像及实验结果

常见的几何攻击包括旋转、缩放、平移以及它们的组合。对含水印的 Lena 图像分别进行不同的几何攻击,图 3 给出了四种攻击后的含水印图像和从中提取的水印信息。表 1 列出了含水印 Lena 图像经过多种几何攻击后提取出水印信息的归一化系数 NC。文献[6]提出的算法没有抗几何攻击的能力。



图3 旋转和缩放攻击实验

表1 多种几何攻击的实验结果

攻击类型	NC	
	本文	文献[6]
缩放(0.5, 1.5)	0.975	×
缩放(1.5, 0.5)	0.979	×
缩放(1.5, 2.0)	0.973	×
旋转($\theta = 10^\circ$)	0.932	0.511
旋转($\theta = 20^\circ$)	0.875	0.483
旋转($\theta = 45^\circ$)	0.852	0.478
平移(20×20 像素)	0.991	0.506
缩放 0.5 + 旋转 $\theta = 10^\circ$	0.884	×
缩放 0.5 + 旋转 $\theta = 20^\circ$	0.846	×
缩放 2 + 旋转 $\theta = 20^\circ$	0.861	×

图 4 是对含水印的 Lena 图像进行不同比例的 JPEG 压缩并提取水印。表 2 中给出了不同的压缩质量下提取的水印图像的归一化相关系数 NC。在压缩质量系数为 40% 时,提出水

印图像的归一化相关系数 $NC=0.933$, 水印图像清晰可见。对比文献[6]提出的算法, 本文算法的抗 JPEG 压缩的鲁棒性更好。实验结果表明: 本算法对 JPEG 压缩有很强的鲁棒性, 可以起到版权保护的作用。

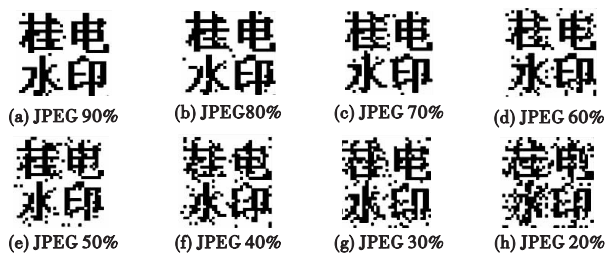


图4 不同比例JPEG压缩后提取的水印

表2 各种常规攻击的实验结果

攻击类型	PSNR/dB	NC	
		文献[6]	本文
无攻击	42.61	1.0	0.998
JPEG 压缩 90%	38.65	0.991	0.989
JPEG 压缩 80%	38.16	0.984	0.980
JPEG 压缩 70%	37.74	0.980	0.979
JPEG 压缩 60%	37.32	0.945	0.941
JPEG 压缩 50%	36.83	0.937	0.907
JPEG 压缩 40%	36.42	0.933	0.818
高斯噪声 ($v=0.001$)	31.67	0.959	0.965
椒盐噪声 ($d=0.01$)	29.35	0.923	0.888
中值滤波 3×3	33.87	0.847	0.802
高斯低通滤波	38.94	0.986	0.932

图5给出了对含水印的 Lena 图像分别进行高斯噪声、椒盐噪声、高斯低通滤波、中值滤波四种攻击得到的含水印图像和从中提取的水印信息。与文献[6]提出的算法相比较, 本文算法的鲁棒性较好。由图5和表2可见, 本算法对高斯噪声、椒盐噪声、高斯低通滤波、中值滤波具有很好的鲁棒性, 提取出的水印图像 NC 值较高。



图5 含水印图像受常规攻击实验结果

本文同时分别以 baboon、peppers、boat 三幅 512×512 的 256 级灰度图像为原始图像, 按照本文算法嵌入相同水印, 然后经过多种图像攻击后提取的水印信息。表3给出了嵌入水印后图像的峰值信噪比 PSNR 值和从受攻击图像中提取的水印图像的归一化相关系数 NC。图6和7给出了含水印图像受到旋转和缩放攻击后提取出的水印图像的归一化相关系数 NC。

不可见性测试中, 嵌入水印图像的峰值信噪比 PSNR 都大于 40 dB, 通过主观观察看不出图像的变化, 说明本文算法的不可见性很好。鲁棒性测试结果表明, 从受攻击的含水印图像中提取的水印图像 NC 值较高, 失真较小, 可以识别水印图像内容。本文算法不仅可以抵抗旋转、缩放、平移等几何攻击, 而且对 JPEG 压缩、高斯噪声、椒盐噪声、高斯低通滤波和中值滤波等常规图像攻击 also 具有很强的鲁棒性。

表3 不同原始图像实验结果

攻击类型	NC		
	baboon	peppers	boat
无攻击	1.0	1.0	1.0
JPEG 压缩 90%	0.991 4	0.987 5	0.981 0
JPEG 压缩 80%	0.986 5	0.979 4	0.980 4
JPEG 压缩 70%	0.974 5	0.971 2	0.965 7
JPEG 压缩 60%	0.941 4	0.938 9	0.934 3
JPEG 压缩 50%	0.932 6	0.934 9	0.929 7
JPEG 压缩 40%	0.920 1	0.924 7	0.916 5
高斯噪声 ($v=0.001$)	0.931 5	0.942 6	0.957 6
椒盐噪声 ($d=0.01$)	0.842 7	0.839 4	0.843 1
中值滤波 3×3	0.852 5	0.864 9	0.834 7
高斯低通滤波	0.968 4	0.974 6	0.960 6

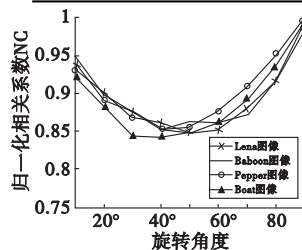


图6 旋转攻击实验结果

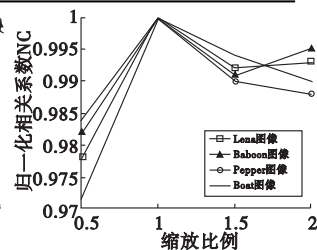


图7 缩放攻击实验结果

4 结束语

本文提出了一种基于 Contourlet 变换和图像特征点的鲁棒性水印算法。算法使用改进的 Harris-Laplace 算子提取图像的特征点, 利用特征点较好的几何稳定性矫正图像的几何形变。将水印嵌入到图像 Contourlet 域低频的分块最大奇异值上, 取得了较好的鲁棒性。同时根据 HVS 原理自适应地调整水印嵌入强度, 优化了算法鲁棒性和不可见性的平衡。广义 Henon 混沌加密技术提高了算法的安全性。实验结果表明, 该算法不可见性好、鲁棒性强, 能有效地抵抗常见的图像处理 and 几何攻击。由于本文算法总体性能较好, 下一步研究计划是将该算法应用到以视频和音频为载体的水印系统中。

参考文献:

- [1] 孙圣和, 陆哲明. 数字水印处理技术[J]. 电子学报, 2000, 28(8): 85-90.
- [2] 王云晓, 王成儒. 基于双重加密和 Contourlet 变换的数字图像盲水印算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(4): 1446-1449.
- [3] 刘鹏, 魏娟, 杨峻. 基于 Schur 分解的 Contourlet 域水印方案[J]. 计算机工程, 2011, 37(16): 147-148, 157.
- [4] 刘如京, 杨猛, 王玲. 基于 NMF 和 SVD 相结合的 Contourlet 域鲁棒水印算法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(13): 3507-3509.
- [5] 韩宁, 闫德勤, 韩丽丽. 可视密码学的 Contourlet 域图像水印[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(1): 170-172.
- [6] 顾国生, 何元烈. 一种 Contourlet 域图像鲁棒水印算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(14): 179-181.
- [7] 文娟, 谭阳红, 陈建. 神经网络的 Contourlet 域水印研究[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(15): 3459-3463.
- [8] 杨胜利, 高隼, 孙锐. 基于改良扩频技术的 Contourlet 域盲图像水印[J]. 工程图学学报, 2011, 32(1): 52-58.
- [9] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [10] 楼偶俊, 王相海, 王钰旋. DWT 域抗几何攻击水印算法研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(12): 251-256.
- [11] 方旺盛, 李玉南, 张蓉. 一种视觉模型引导的小波域彩色图像盲水印算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(7): 2719-2722.
- [12] 袁宁, 宣蕾. 超混沌序列密码受参数变化影响的实验研究[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(21): 351-356.