

基于Blob-Harris特征区域和NSCT-Zernike的鲁棒水印算法

张天骐^① 周琳^{*①} 梁先明^② 徐伟^①

^①(重庆邮电大学通信与信息工程学院信号与信息处理重庆市重点实验室 重庆 400065)

^②(中国西南电子技术研究所 成都 610036)

摘要: 为了有效抵抗水印图像的几何攻击, 该文提出了一种基于Blob-Harris特征区域和非下采样轮廓波变换(NSCT)和伪Zernike矩的鲁棒水印算法。首先原始图像进行两层非下采样Contourlet变换后提取其低频图像, 然后利用Blob-Harris检测算子对低频图像进行特征点提取, 根据各个特征点的特征尺度确定其特征区域, 优化筛选出稳定且互不重叠的特征区域并将其四周补零, 得到稳定的互不重叠的方形特征区域作为水印嵌入区域, 最后计算每一个方形特征区域的Zernike矩, 将水印信息嵌入在量化调制正则化Zernike矩的幅值当中。实验结果表明, Lena图峰值信噪比达到40 dB以上时, 本文算法对常规图像处理以及缩放、旋转、剪切等几何攻击和组合攻击都有相对较强的鲁棒性。

关键词: 水印; 特征区域; 非下采样轮廓波变换; 伪Zernike矩

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)07-2038-08

DOI: 10.11999/JEIT200164

A Robust Watermarking Algorithm Based on Blob-Harris and NSCT-Zernike

ZHANG Tianqi^① ZHOU Lin^① LIANG Xianming^② XU Wei^①

^①(School of Communication and Information Engineering, Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing (CQKLS&IP), Chongqing University of Posts and Telecommunications (CQUPT), Chongqing 400065, China)

^②(Southwest China Institute of Electronic Technology, Chengdu 610036, China)

Abstract: To resist the geometric attack of watermarked images effectively, a robust watermarking algorithm based on Blob-Harris feature region combined with NonSubsampled Contourlet Transform (NSCT) and pseudo Zernike moment is proposed. First, the original image is extracted from its low-frequency image after two-layer NSCT. Then, Blob-Harris detection operator is used to extract the feature points of the low-frequency image. The feature regions are determined according to the feature scale of each feature point, and the stable non-overlapping feature areas are optimized and filtered out and zero padding around them to obtain square feature areas as watermark embedding areas. Finally, the Zernike moments of each square feature area are calculated, the watermarking information is embedded to quantized modulation regularized Zernike moments. The experimental results show that when the peak signal-to-noise ratio of the Lena reaches more than 40 dB, the algorithm has relatively strong robustness to conventional image processing, geometric attacks such as scaling, rotation, and shearing and combined attacks.

Key words: Watermarking; Feature region; NonSubsampled Contourlet Transform(NSCT); Pseudo-Zernike moment

收稿日期: 2020-03-10; 改回日期: 2020-11-30; 网络出版: 2020-12-05

*通信作者: 周琳 614254097@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61701067, 61771085, 61671095, 61702065); 信号与信息处理重庆市市级重点实验室建设项目(CSTC2009CA2003); 重庆市研究生科研创新项目(CYS19248); 重庆市教育委员会科研项目(KJ1600427, KJ1600429)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61701067, 61771085, 61671095, 61702065), The Project of Key Laboratory of Signal and Information Processing of Chongqing (CSTC2009CA2003), The Chongqing Graduate Research and Innovation Project (CYS19248), The Research Project of Chongqing Educational Commission(KJ1600427, KJ1600429)

1 引言

近年来,多媒体信息和互联网的广泛传播使得数字图像、音频、视频等多媒体对象被复制伪造的现象层出不穷,数字信息的保护变得更加困难。在这种情况下,数字水印^[1]技术成为保护数字信息安全和多媒体作品知识产权的一种重要手段。水印易遭受各种攻击的影响,其中,几何失真带来的同步错误已被认为是最难抵抗的攻击之一,因此水印同步过程对于水印系统的鲁棒性至关重要。

在提出的对抗几何失真的水印方案中,归一化变换^[2],Radon变换^[3],Hadamard变换^[4],奇异值分解^[5],Zernike矩技术^[6]等几何不变域方法以及模板匹配^[7]方案结合支持向量机(Support Vector Machines, SVM)^[8]等机器学习算法,由于受到同步误差和嵌入容量的影响,只能抵抗简单的常规攻击,对于剪切以及组合攻击的鲁棒性不强。第2代水印方案诸如Harris^[9],Harris-Laplace^[10],SIFT^[11,12],ASIFT^[13],SURF^[14]等提取图像特征点使得水印在执行检测^[15]时不易出现同步错误,因而具有更好的鲁棒性。文献^[10]提出的方法是将水印嵌入到Harris-Laplace提取的特征点中,利用仿射变换调节三角形区域嵌入水印,该算法所提取的特征点稳定性不高而且对缩放攻击较为敏感。文献^[11]利用SIFT特征点结合机器学习算法,通过使用遗传算法以及粒子群优化算法改变图像SIFT特征点的尺度因子来增强水印的鲁棒性,并利用神经网络模型生成用于嵌入数字水印的动态模式从而提高水印的抗几何攻击能力,该算法不足之处在于对噪声以及剪切攻击的抵抗力显得相对弱势。文献^[12]利用SIFT匹配特征点用于图像恢复,以减少几何失真攻击带来的同步误差,该算法虽然对多种攻击具有较强的鲁棒性,但是不能有效抵抗平移攻击。

本文结合图像特征和几何不变域两种抗几何失真方案,提出了一种基于Blob-Harris特征区域NSCT-Zernike的鲁棒水印算法,首先利用Blob-Harris提取原始图像NSCT的低频图像的特征点,根据各个特征点的特征尺度确定特征区域,将其四周补零并优化筛选得到稳定的互不重叠的方形特征区域作为水印嵌入区域,最后采用量化调制正则化Zernike矩的幅值将水印信息嵌入。实验结果表明,本文算法不仅能有效抵抗常规图像处理,而且对旋转、缩放、剪切等几何攻击也有较强的鲁棒性。

2 正则化Zernike矩

Zernike矩是具有完备性和正交性的复数矩,该集合可表示为

$$V_{nm}(x, y) = V_{nm}(\rho, \theta) = R_{nm}(\rho) \exp(jm\theta) \quad (1)$$

其中, $\rho = \sqrt{x^2 + y^2}$, $\theta = \arctan(y/x)$, n 为阶数,是一个非负整数, m 为重复度,满足 $n - |m|$ 为偶数且 $|m| \leq n$ 。 $R_{nm}(\rho)$ 为径向多项式, A_{nm} 为第 n 阶 m 重Zernike矩。

$$R_{nm}(\rho) = \sum_{l=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^l \frac{(n-l)!}{l! [(n+|m|)/2 - l]! [(n-|m|)/2 - l]!} \rho^{n-2l} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} A_{nm} &= \frac{n+1}{\pi} \iint_{x^2+y^2 \leq 1} f(x, y) V_{nm}^*(\rho, \theta) dx dy \\ &= \frac{n+1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(\rho, \theta) R_{nm}(\rho) \cdot \exp(-jm\theta) \rho d\rho d\theta \end{aligned} \quad (3)$$

$$Z_{nm} = A_{nm} / \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx dy \quad (4)$$

其中, Z_{nm} 表示正则化Zernike矩, $f(x, y)$ 表示点 (x, y) 处图像的亮度值, $V_{nm}^*(\cdot)$ 是 $V(\cdot)$ 的共轭函数。 m_{00} 表示图像 $f(x, y)$ 的 $(0, 0)$ 阶几何矩。

3 Blob-Harris特征区域的形成

基于尺度空间理论的Blob-Harris特征点检测,其具体步骤如下:

步骤1 高斯滤波器拉普拉斯算子(Laplacian of Gaussian, LoG)的生成。 $g(x, y, \sigma)$ 为尺度 σ 的高斯函数,拉普拉斯变换可看作图像2阶求导的近似,式(6)为LoG函数。

$$g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \nabla^2 g(x, y, \sigma) &= g_{xx}(x, y, \sigma) + g_{yy}(x, y, \sigma) \\ &= \partial^2 g / \partial x^2 + \partial^2 g / \partial y^2 \end{aligned} \quad (6)$$

其中, ∇^2 为2阶求导, $\nabla^2 g(\cdot)$ 表示高斯函数的拉普拉斯变换, $g_{xx}(\cdot)$ 和 $g_{yy}(\cdot)$ 分别表示高斯函数在 x 和 y 方向上的2阶偏导。

步骤2 n 级尺度空间的建立。首先考虑规范化LoG函数 $\nabla_{\text{norm}}^2 g(x, y, \sigma)$,然后对图像进行噪声点去除得到高斯滤波图像 $L(x, y, \sigma)$,对其进行拉普拉斯变换后规范化处理得式(8)。

$$\begin{aligned} \nabla_{\text{norm}}^2 g(x, y, \sigma) &= \sigma^2 \nabla^2 g(x, y, \sigma) \\ &= -\frac{1}{\pi\sigma^2} \{1 - [(x^2 + y^2)/2\sigma^2]\} \\ &\quad \cdot e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned}\nabla_{\text{norm}}^2 L(x, y, \sigma) &= \sigma^2 \nabla^2 L(x, y, \sigma) \\ &= \nabla_{\text{norm}}^2 g(x, y, \sigma) * f(x, y)\end{aligned}\quad (8)$$

由式(8)可知, 将检测 $\nabla_{\text{norm}}^2 L(x, y, \sigma)$ 尺度空间上的局部极值问题转化为规范化LoG函数的极值问题。 $\partial(\cdot)$ 表示求函数偏导, 规范化的LoG函数的极值点由式(9)得到

$$\partial [\nabla_{\text{norm}}^2 g(x, y, \sigma)] / \partial \sigma = 0 \quad (9)$$

求解式(9)得: $r = \sqrt{2}\sigma$ 。 r 为Blob区域半径, 满足 $x^2 + y^2 = r^2$ 。当 $\sigma = r/\sqrt{2}$ 时, LoG函数响应值达到极值, 特征尺度大小为LoG函数响应值达到峰值时的 σ 值。

本文将初始尺度 σ_0 设为2.0, 拉普拉斯响应的平方作为当前级别的尺度图像, 以当前尺度的1.2倍作为新的尺度, 进行14次迭代后得到14个级别的拉普拉斯尺度空间图像。图1展示了第1, 3, 5, 7, 8, 10, 12, 14级不同尺度下的拉普拉斯尺度空间图像。

步骤3 尺度空间的非最大值抑制。LoG算子在边缘处不稳定, 因此计算每个检测到的拉普拉斯区域的Harris^[9]响应, 将仅具有一个主要梯度方向的区域(即沿边缘的区域)去除。

步骤4 根据 σ 大小显示结果圆, 即所要求的Blob-Harris特征区域。

图2(a)显示的是检测到的Blob-Harris特征区域。设由Blob-Harris提取的特征点集合为 P , 取某

一个以特征点 $p_1, (x_{p_1}, y_{p_1})$ 为圆心, 半径为 r 的圆形区域 R , 即

$$R = \left\{ (x, y) \mid \sqrt{(x - x_{p_1})^2 + (y - y_{p_1})^2} \leq r \right\} \quad (10)$$

由图2(a)可知, 通过式(10)选择的某一个圆形区域 R 内可能包含其他特征点, 很容易出现区域重叠现象, 根据 σ_s 特性选择适中(7.2, 17.8)的特征尺度 σ_s 对应的特征区域作为候选水印嵌入区域。图2(b)采用 σ_s 大者优先原则剔除重叠区域对应的特征点(图2(c)), 最终得到局部特征区域(图2(d))。图3(a)所示提取Lena某一局部特征区域, 并将其四周补充零元素得到方形特征区域(图3(b)), 水印嵌入在补零后的区域当中。

4 基于Blob-Harris特征区域的数字水印算法

图4展示了整个算法的流程, 具体步骤如下:

(1) 利用密钥Key1生成一个水印位数为 L 的伪随机序列 $W = \{w_i, i = 1, 2, \dots, L\}, w_i = \{0, 1\}$;

(2) 载体图像 I 进行两层NSCT变换, 用Blob-Harris算子从NSCT的低频图像 I_{LL} 中提取出特征点并确定其特征区域 $F = (f_i, i = 1, 2, \dots, l)$;

(3) 确定局部特征区域。从 F 中优化筛选出一系列互不重叠的稳定特征区域, 记为 $S = (s_i, i = 1, 2, \dots, j)$ 且 $l \geq j$, 将其四周补零得到稳定的互不重叠的方形局部特征区域 $Q = (q_i, i = 1, 2, \dots, j)$, 并对 Q 进行扩维处理;

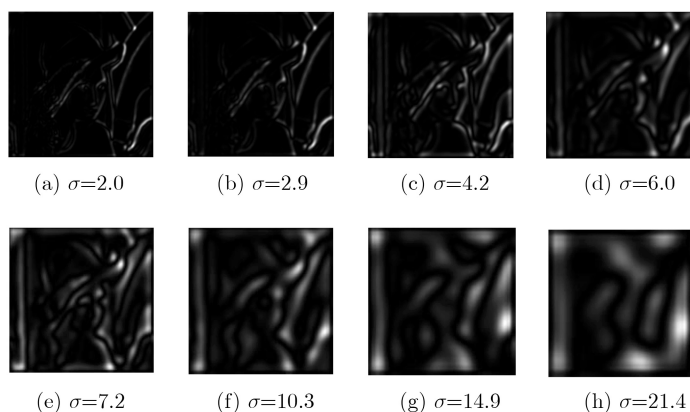
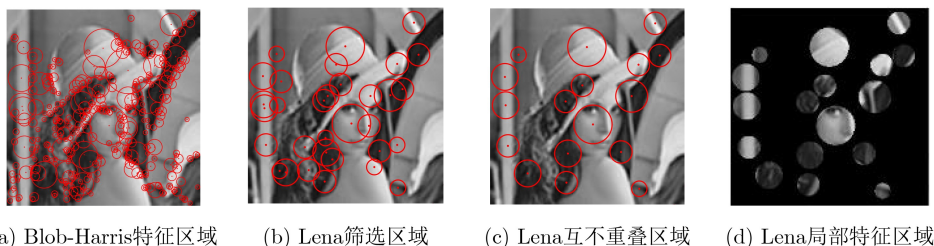


图1 不同尺度 σ 下的尺度空间



(a) Blob-Harris特征区域 (b) Lena筛选区域 (c) Lena互不重叠区域 (d) Lena局部特征区域

图2 选取特征区域

(4) 计算 Q 的正则化伪Zernike矩。使用密钥Key2选择 M ($M = L$)个正则化伪Zernike矩 $Z = (Z_{u_1v_1}, Z_{u_2v_2}, \dots, Z_{u_Mv_M})$ 嵌入水印, 对应幅值为 $a = (a_{u_1v_1}, a_{u_2v_2}, \dots, a_{u_Mv_M})$, 水印以量化调制正则化伪Zernike矩幅值的方式嵌入, Δ 表示量化步长, 量化公式如式(11)所示

$$a'_{u_i v_i} = [(a_{u_i v_i} - d(w_i))/\Delta] \times \Delta + d(w_i), i = 1, 2, \dots, M \quad (11)$$

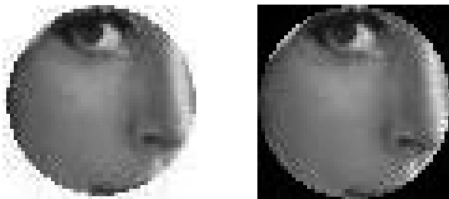
其中, $[\cdot]$ 代表四舍五入, $d(\cdot)$ 代表一个量化器, 满足 $d(1) = d(0) + \frac{\Delta}{2}, d(0) \in [0, 1]$ 。

(5) 含水印局部特征区域重构。重构的图像由两部分组成, 一部分是没有进行Zernike矩计算的区域图像 $Q'(x, y)$, 另外一部分为经过量化嵌入调制后的 M 个矩生成的区域图像 $Q'_z(x, y)$ 。 $Q(x, y)$ 为方形特征区域图像, $Q_z(x, y)$ 为需要进行Zernike矩计算的区域, $Q_1(x, y)$ 为重构的方形特征区域, 将其四周的零元素去除, 得到重构的含水印局部特征区域。

$$Q'(x, y) = Q(x, y) - Q_z(x, y) \quad (12)$$

$$Q_z(x, y) = \sum_{i=1}^M Z_{u_i v_i} V_{u_i v_i}(x, y) + Z_{u_i, -v_i} V_{u_i, -v_i}(x, y) \quad (13)$$

$$Q'_z(x, y) = \sum_{i=1}^M Z'_{u_i v_i} V_{u_i v_i}(x, y) + Z'_{u_i, -v_i} V_{u_i, -v_i}(x, y) \quad (14)$$



(a) 提取的区域 (b) 补零后区域

图3 水印嵌入区域的形成

$$Q_1(x, y) = Q'(x, y) + Q'_z(x, y) \quad (15)$$

(6) 低频图像重建。重复上述步骤(3)一步骤(5), 直到所有的水印嵌入区域都按照上述过程处理完毕, 最终得到所有的含水印局部特征区域 S' , 低频重建图像 $\hat{I}_{LL}(x, y)$ 也由两部分组成, 一部分是修改后的特征区域 $S'(x, y)$, 另一部分是没有进行水印嵌入的图像 $I_{rem}(x, y)$ 。

$$I_{rem}(x, y) = I_{LL}(x, y) - S(x, y) \quad (16)$$

$$\hat{I}_{LL}(x, y) = I_{rem}(x, y) + S'(x, y) \quad (17)$$

(7) 将 $\hat{I}_{LL}(x, y)$ 和原高频分量图像重构得到嵌入水印的图像 \hat{I} 。对 \hat{I} 作两层NSCT变换, 用Blob-Harris检测算子从其低频图像 \hat{I}_{LL} 中提取出特征点并通过优化筛选得到互不重叠的稳定特征区域, 将其四周补零得到一系列方形局部特征区域 $\hat{Q} = (\hat{q}_i, i = 1, 2, \dots, j)$ 。

(8) 对 \hat{Q} 进行扩维处理后, 计算 \hat{Q} 的正则化伪Zernike矩。并利用Key2选出 M 个伪Zernike矩 $\hat{Z} = (\hat{Z}_{u_1v_1}, \hat{Z}_{u_2v_2}, \dots, \hat{Z}_{u_Mv_M})$, 对应矩的幅值为 $\hat{a} = (\hat{a}_{u_1v_1}, \hat{a}_{u_2v_2}, \dots, \hat{a}_{u_Mv_M})$ 。利用量化函数 $d(0), d(1)$ 分别量化伪Zernike矩的幅值 $\hat{a}_{u_i v_i}$ ($i = 1, 2, \dots, M$), 量化公式如式(18)所示

$$(\hat{a}_{u_i v_i})_j = [(\hat{a}_{u_i v_i} - d(j))/\Delta] \times \Delta + d(j) \quad (18)$$

$$res = [(\hat{a}_{u_i v_i})_0 - \hat{a}_{u_i v_i}]^2 - [(\hat{a}_{u_i v_i})_1 - \hat{a}_{u_i v_i}]^2 \quad (19)$$

式(18)中, $j = 0, 1, \Delta$ 为量化步长。通过式(18)得到 $(\hat{a}_{u_i v_i})_0, (\hat{a}_{u_i v_i})_1$, 然后比较 $\hat{a}_{u_i v_i}$ 两组量化距离 d_0 和 d_1 , 令 $res = d_0 - d_1$, 若 $res < 0$, 则 $w'_i = 0$; 否则 $w'_i = 1$ 。

5 实验分析

本实验选用 256×256 的Lena, Peppers以及Baboon图像, 数字水印是一个长度 L 为36 bit的伪随机序列, 伪Zernike矩的阶数取30, 量化步长 Δ 取0.1。当Lena, Peppers以及Baboon图像的虚警概率^[16]分别为 $5.33 \times 10^{-4}, 5.99 \times 10^{-4}$ 以及 3.07×10^{-4} 时, 检测阈值为 $T = 27$ 。

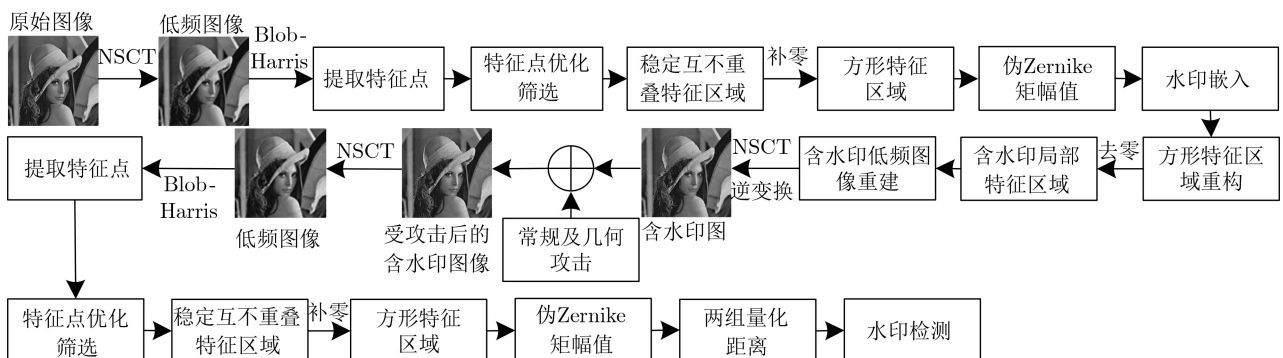


图4 水印嵌入和检测流程图

5.1 不可见性测试

为了验证水印算法的高效性和可靠性, 首先进行不可见性测试。本文采用峰值信噪比(Peak-Signal-to-Noise-Ratio, PSNR)作为算法的不可见性指标。

图5给出了Lena图的水印嵌入效果。由实验得到, Lena, Peppers以及Baboon含水印图像PSNR分别为42.6033 dB, 46.9666 dB, 45.4760 dB, Peppers图的PSNR略高于Lena, Baboon图, 主要原因在于Peppers图像纹理信息较少, 需要相对小的水印嵌入强度才能不引起图像的视觉感知。Baboon图像



图5 水印嵌入效果

含有相对较多的纹理信息, 但由于其水印嵌入区域(13个)少于Lena图的水印嵌入区域(17个), 因而获得相对较高的PSNR。3幅图像的PSNR均高于40 dB, 验证了本文算法良好的不可见性。

5.2 鲁棒性测试

为了验证算法鲁棒性, 对嵌入水印的Lena, Peppers和Baboon图像分别进行一系列攻击并从中提取出水印信息, 这里定义每个特征区域正确提取水印信息位数不少于27, 即视为能够从特征区域中正确检测到水印。反之则表示检测到的水印信息有误。通过求取正确检测率(the Ratio of Correctly Detection, RCD)、误检率(the Ratio of Error Detection, RED)以及归一化相关系数(Normalization Coefficient, NC)的最大值 NC_{max} 衡量算法鲁棒性强弱, 实验结果如表1、表2所示, 其中分子表示能够正确或错误检测到水印的特征区域个数, 分母表示进行水印嵌入的特征区域总个数, L, P, B分别为Lena, Peppers和Baboon图像。

表1 算法对一些常规信号的抵抗能力

攻击方式	强度	RCD			RED			NC_{max}		
		L	P	B	L	P	B	L	P	B
JPEG压缩	90	14/17	14/18	9/13	3/17	4/18	4/13	0.860	0.853	0.835
	50	14/17	13/18	8/13	3/17	5/18	5/13	0.804	0.814	0.800
高斯白噪声	0.008	15/17	15/18	9/13	2/17	3/18	4/13	0.917	0.906	0.894
	0.01	13/17	14/18	8/13	4/17	4/18	5/13	0.879	0.887	0.856
椒盐噪声	0.001	14/17	14/18	9/13	3/17	4/18	4/13	0.847	0.830	0.821
椒盐噪声	0.02	14/17	13/18	8/13	3/17	5/18	5/13	0.859	0.845	0.804
高斯滤波	(4×4)	13/17	13/18	10/13	4/17	5/18	3/13	0.819	0.817	0.803
中值滤波	(3×3)	15/17	14/18	8/13	2/17	4/18	5/13	0.906	0.895	0.800
增亮	(0.4, 1)	14/17	13/18	8/13	3/17	5/18	5/13	0.832	0.823	0.804

表2 算法对一些几何攻击的抵抗能力

攻击方式	强度	RCD			RED			NC_{max}		
		L	P	B	L	P	B	L	P	B
缩放	0.9	14/17	14/18	9/13	3/17	4/18	4/13	0.895	0.897	0.886
缩放	2	14/17	14/18	8/13	3/17	4/18	5/13	0.906	0.890	0.885
旋转	50°	12/17	12/18	9/13	5/17	6/18	4/13	0.824	0.804	0.804
旋转	90°	13/17	12/18	9/13	4/17	6/18	4/13	0.823	0.813	0.824
平移	(-40, 50)	11/17	12/18	8/13	6/17	6/18	5/13	0.793	0.800	0.793
移除行列	(1, 5)	12/17	12/18	8/13	5/17	6/18	5/13	0.820	0.800	0.800
边缘剪切	10%	12/17	13/18	10/13	5/17	5/18	3/13	0.860	0.843	0.830
边缘剪切	50%	11/17	11/18	9/13	6/17	7/18	4/13	0.832	0.835	0.804
中心剪切	25%	12/17	11/18	9/13	5/17	7/18	4/13	0.824	0.826	0.778
缩放+旋转	0.8+10°	14/17	13/18	9/13	3/17	5/18	4/13	0.845	0.817	0.809
缩放+剪切	1.3+5%	13/17	12/18	8/13	4/17	6/18	5/13	0.889	0.852	0.833

由表1可知，边缘丰富的图像例如Lena、Peppers比纹理丰富的图像诸如Baboon具有更强的稳定性。对于一系列常规攻击Lena图像能够正确检测到水印的特征区域个数均不低于13，正确检测率最高可达88%以上，Lena图对高斯白噪声和中值滤波攻击的抵抗力相对较强，Peppers图像至多仅有5个特征区域被错误检测，因此其误检率低于30%，提取出的水印 NC_{max} 值均高于0.814。Baboon图像正确检测率在61%以上。3幅图像的误检率均不高于39%， NC_{max} 值较为稳定均处于0.8以上，验证了本文算法对常规攻击的鲁棒性。

表2展示了本文算法对一些几何攻击以及组合攻击的检测结果和 NC_{max} 值。由表2可知，Lena的检测效果整体上优于Peppers, Baboon图，其正确检测率最高可达82%，Lena图除了对平移攻击的抵抗力显得相对弱势之外，其他 NC_{max} 最低可达0.82，Peppers, Baboon图像至少可以检测到61%的正确特征区域。3幅图像对缩放、旋转攻击、50%以下的边缘剪切以及其两两组合攻击都表现出相对较强的稳健性， NC_{max} 在0.804与0.906之间浮动。

为了验证本文算法优越性，将文献[10], 文献[17]与其进行对比，选择 512×512 的标准Lena, Baboon灰度图像，通过计算水印最大NC值的百分比评判其鲁棒性强弱。

图6展示了本文算法与文献[10]算法的鲁棒性能对比，由图6(a)可知，文献[10]对于高斯滤波及其组合攻击的抵抗力较强，原因在于高斯低通滤波能够快速降低图像灰度的尖锐部分，本文算法是在图像强度变化缓慢的低频特征区域完成水印嵌入，

因此对于高斯低通滤波攻击显得相对劣势。但本文算法在中值滤波、噪声、压缩等方面其鲁棒性明显优于文献[10]，NC值百分比最高可达92.8%，最低为82.3%。由图6(b)可知，文献[10]算法的Lena图在缩放0.8和剪切10%攻击下的抵抗力略强于本文算法，但是随着缩放尺度和剪切强度的增加，文献[10]提取水印NC值呈现陡坡下降的趋势，本文算法表现出相对较强的稳定性，提取水印NC值均能达到87%左右。因此，本文算法在整体效果上优于文献[10]。

表3展示了本文算法与文献[17]算法对于不同攻击水印NC值对比情况。由表3实验结果可知，对于滤波、低于90的JPEG压缩以及组合攻击本文算法NC值均高于文献[17]，Lena图提取其水印NC值百分比均高于81%以上，Baboon图像由于纹理信息差异其NC值略低于Lena图。本文算法对剪切攻击表现出较强稳定性，NC值随着剪切强度的增加逐渐优于文献[17]。除此之外，本文算法在抵抗缩放、旋转以及组合攻击时两幅图像的NC值百分比均高于文献[17]，主要原因在于文献[17]算法中仅使用水平和垂直两个方向的特征检测器导致无法获得缩放、旋转不变性。综上所述，本文算法在整体效果上优于文献[17]。

6 结束语

本文针对Blob-Harris特征点提取和Zernike矩方法，提出一种能有效抵抗几何攻击的鲁棒水印算法。该算法从载体图像经过NSCT的低频图像中提取Blob-Harris特征点并构造互不重叠的稳定方形特征区域，水印嵌入到量化调制正则化方形特征区域

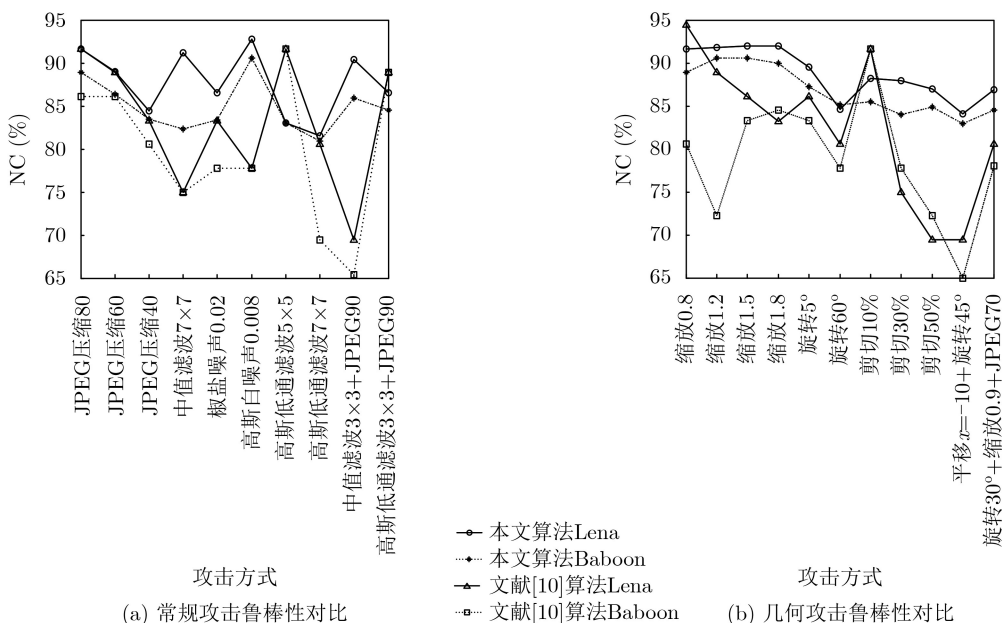


图6 本文算法与文献[10]的鲁棒性能对比

表3 本文算法与文献[17]的NC值对比(%)

攻击方式	攻击强度	本文算法		文献[17]	
		L	B	L	B
JPEG压缩	90	92	89.5	94.2	91
JPEG压缩	40	84.4	83.5	83	81.9
中值滤波	3×3	92.5	85	86.2	85
中值滤波	7×7	91.2	82.3	81.2	80.4
高斯白噪声	0.2	84.2	80	90	89.7
高斯低通滤波	5×5	83.3	83	81	80
高斯低通滤波	7×7	81.5	80.9	79.3	77.9
缩放	0.8	91.6	88.9	83.5	79.3
缩放	1.8	92	90	84.4	81.5
旋转	5°	89.5	87.2	86.5	80
旋转	60°	84.6	85.1	79.5	75.2
边缘剪切	10%	88.2	85.5	90	88.9
边缘剪切	50%	87	84.9	85	83.2
中心剪切	10%	89	82.6	88	88
移除行列	(5,17)	81.5	80	84	83
中值滤波+ JPEG	(2×2)+90	90.5	86.4	83.5	82
高斯低通+ JPEG	(3×3)+90	86.5	84.5	86.3	84.1
中心剪切+ JPEG	5%+70	86.5	81.5	86.3	85.2
移除行列+ JPEG	(5, 17)+70	81.5	79.3	81.5	81
旋转+缩放+ JPEG	30°+0.9+70	86.9	84.5	79.7	76.5
旋转+剪切+ JPEG	5°+5%+70	83	80.3	81.3	80

Zernike矩的幅值当中。实验结果表明, Lena图PSNR达到40 dB以上时, 本文算法除了对一些常规攻击有很好的抵抗力之外, 对几何攻击以及组合攻击都有相对较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] 肖迪, 邓秘密, 张玉书. 基于压缩感知的鲁棒可分离的密文域水印算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(5): 1248–1254. doi: 10.11999/JEIT141017.
XIAO Di, DENG Mimi, and ZHANG Yushu. Robust and separable watermarking algorithm in encrypted image based on compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(5): 1248–1254. doi: 10.11999/JEIT141017.
- [2] YANG Kunyu, WANG Weiwei, YUAN Zhihua, *et al.* Strong robust zero watermarking algorithm based on NSCT transform and image normalization[C]. The 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, China, 2018: 236–240. doi: 10.1109/IAEAC.2018.8577943.
- [3] LI Yuancheng and WANG Xiaolei. A watermarking method combined with Radon transform and 2D-wavelet transform[C]. The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, Chongqing, China, 2008: 4586–4590. doi: 10.1109/WCICA.2008.4593662.
- [4] SANTHI V and ARULMOZHIVARMAN P. Hadamard transform based adaptive visible/invisible watermarking scheme for digital images[J]. *Journal of Information Security and Applications*, 2013, 18(4): 167–179. doi: 10.1016/j.istr.2013.01.001.
- [5] ABDELHAKIM A M, SAAD M H, SAYED M, *et al.* Optimized SVD-based robust watermarking in the fractional Fourier domain[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(21): 27895–27917. doi: 10.1007/s11042-018-6014-5.
- [6] SOUNDES B, LARBI G, and SAMIR Z. Pseudo Zernike moments-based approach for text detection and localisation from lecture videos[J]. *International Journal of Computational Science and Engineering*, 2019, 19(2): 274–283. doi: 10.1504/ijcse.2016.10011674.
- [7] SINGH C and RANADE S K. Image adaptive and high-capacity watermarking system using accurate Zernike moments[J]. *IET Image Processing*, 2014, 8(7): 373–382. doi: 10.1049/iet-ipr.2013.0382.
- [8] ISLAM M and LASKAR R H. Geometric distortion correction based robust watermarking scheme in LWT-SVD domain with digital watermark extraction using SVM[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(11): 14407–14434. doi: 10.1007/s11042-017-5035-9.
- [9] ZHU Dandan and LÜ Lizhi. A new image watermarking algorithm using the contourlet transform and the Harris detector[C]. CCF Chinese Conference on Computer Vision, Xi'an, China, 2015: 439–447. doi: 10.1007/978-3-662-48570-5_42.
- [10] HUNG K L and YEN C Y. Watermarking technique based on Harris-Laplace feature point detector capable of resisting geometric attacks[C]. The 14th Asia Joint Conference on Information Security, Kobe, Japan, 2019: 119–126. doi: 10.1109/AsiaJCIS.2019.00007.
- [11] KUMAR P and SHARMA A K. Optimized features of SIFT transform function for digital image watermarking using hybrid swarm intelligence and neural network[J]. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 2019, 8(3): 2179–2190. doi: 10.35940/ijrte.C4584.098319.
- [12] SINGH K M. A robust rotation resilient video watermarking scheme based on the SIFT[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(13): 16419–16444. doi: 10.1007/s11042-017-5213-9.
- [13] FENG Liu, GONG Daofu, LIU Fenlin, *et al.* Affine invariant image watermarking scheme based on ASIFT and Delaunay tessellation[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(7): 8133–8149. doi: 10.1007/s11042-018-6717-7.
- [14] WANG Wei, LI Wenhui, WANG Chengxi, *et al.* A novel

- watermarking algorithm based on SURF and SVD[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 303-306: 2117-2121. doi: [10.4028/www.scientific.net/AMM.303-306.2117](https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.303-306.2117).
- [15] 张秋余, 孙媛, 晏燕. 基于分块自适应压缩感知的可逆水印算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 797-804. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00914](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00914).
- ZHANG Qiuyu, SUN Yuan, and YAN Yan. A reversible watermarking algorithm based on block adaptive compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(4): 797-804. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00914](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00914).
- [16] 楼偶俊. 基于Contourlet域特征点的抗几何攻击水印方法[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(1): 113-120.
- LOU Oujun. Feature point based image watermarking scheme in Contourlet domain against geometrical attacks[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2010, 47(1): 113-120.
- [17] NIU Panpan, WANG Li, SHEN Xin, *et al.* A novel robust image watermarking in quaternion wavelet domain based on superpixel segmentation[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2020, 31(4): 1509-1530. doi: [10.1007/s11045-020-00718-z](https://doi.org/10.1007/s11045-020-00718-z).
- 张天骢: 男, 1971年生, 博士后, 教授, 主要研究方向为语音信号处理、通信信号的调制解调、盲处理、神经网络实现以及FPGA, VLSI实现.
- 周琳: 女, 1995年生, 硕士生, 研究方向为图像与信号处理、图像水印.
- 梁先明: 男, 1976年生, 工程师, 研究方向为通信侦查领域信号处理及信号分析等.
- 徐伟: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为通信信号处理等.

责任编辑: 马秀强