

# 基于特征点模板的 Contourlet 域抗 几何攻击水印算法研究

楼偶俊 王钲旋

(吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130023)

**摘 要** 抵抗几何攻击的数字水印是目前水印算法研究的热点与难点之一,一个微弱不可察觉的几何攻击就可能使绝大多数水印算法失效.文中对图像的 Contourlet 变换特性进行了分析和讨论,在此基础上提出了一种以特征点为模板的基于 Contourlet 的抗几何攻击水印算法,包括:(1)在 Contourlet 变换域最高阶方向子带的相同带内坐标中搜索纹理最丰富的位置作为嵌入位置,这样水印在被嵌入到图像重要区域的同时也保证其被嵌到纹理丰富的区域中;(2)根据嵌入点在低频对应位置的能量和高尺度同方向子带对应位置的纹理信息,确定了一种自适应的水印嵌入强度的策略,使得水印在嵌入位置和嵌入强度的选择上都保证了嵌入的水印具有很好的透明性和极大的鲁棒性;(3)改进了 Harris-Laplace 算子,利用该算子从含有水印的图像中提取出具有几何形变鲁棒性的特征点作为模板;(4)水印检测时,先利用特征点模板对应点之间的变换关系实现水印重同步,然后通过统计图像的相关性来验证水印的存在.仿真实验表明,所提出的水印算法不仅具有很好的透明性,而且对常见的图像处理和几何攻击具有很好的鲁棒性.

**关键词** 数字水印; Contourlet; 特征点; 模板; 几何攻击

**中图法分类号** TP391 **DOI号:** 10.3724/SP.J.1016.2009.00308

## A Contourlet-Domain Watermarking Algorithm Against Geometric Attacks Based on Feature Template

LOU Ou-Jun WANG Zheng-Xuan

(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130023)

**Abstract** Image watermarking resistant to geometric attacks is the hotspot and challenging point in the state-of-the-art research on watermarking. Even an invisible affine transformation can invalidate most existing watermarking algorithms. This paper analyses and discusses the characteristics of Contourlet transform, and on the basis above, proposes a novel Contourlet-domain watermarking algorithm against geometric attacks based on the feature template matching. The proposed algorithm includes four important techniques: (1) Putting coefficients into one group with the same coordinate in each finest directional subband. Then select the coefficient with the richest texture from each group as the coefficient to be embedded watermarking. Therefore, watermarking can be embedded into significant region as well as highly textured region of the host image; (2) For each coefficient of the selected subband, embedding watermarking with different strength adaptively adjusted in terms of the energy of its parent coefficient in the lowest subband, and the texture of its neighborhood coefficients in finer scale. The choice of embedding position and the embedding strategy above effectively guarantee good transparency and maximum robustness of the proposed algorithm; (3) Improving the Harris-Laplace operator, extract the feature points

robust to geometric deformation as template from the embedded image using improved Harris-Laplace operator; (4) When detection, using the transformation between corresponding points in feature template to realize resynchronization, and determining existence of watermarking by statistical correlation between host image and watermarking. Experimental results show the proposed algorithm has good transparency and is very robust to common image processing and geometric attacks.

**Keywords** watermarking; Contourlet; feature point; template; geometry attack

## 1 引言

多媒体及 Internet 的迅速发展,使多媒体信息交流达到了前所未有的广度和深度,但数字产品的易复制、易修改等特点使得许多数字产品的版权保护和安全性面临着新的挑战。对数字产品的版权保护和信息安全的迫切需求,使数字水印技术成为多媒体信息安全研究领域的一个热点问题。

近年来,数字水印技术的研究取得了很大进展,陆续提出了一系列数字图像水印算法。为获得较好的透明性,大部分水印算法是把水印嵌入到变换域的中、高频,被选择用来嵌入水印的变换主要有离散余弦变换(DCT)<sup>[1]</sup>、离散傅立叶变换(DFT)<sup>[2]</sup>和离散小波变换(DWT)<sup>[3]</sup>等,其中小波变换因对含“点奇异”的一维信号能达到“最优”的非线性逼近阶,同时又对图像具有很好的分频效果而受到重视。但小波变换在处理二维或更高维“线奇异”的信号时,却不能达到最优逼近阶<sup>[4]</sup>。对于二维图像,由于边缘、轮廓和纹理等具有高维奇异性的几何特征,包含了大部分信息,小波不再是表示图像的最优基函数。2002年,Do和Vetterli提出了一种“真正”的图像二维表示法——Contourlet变换<sup>[5]</sup>,这种新的多尺度几何变换,不仅具有小波变换的多分辨率和时频局部性,而且提供了高水平的方向性和各向异性,从而可以更全面地表示图像本身的几何特性<sup>[6]</sup>。目前已出现了一些基于Contourlet的水印算法<sup>[7-9]</sup>,其中文献[7]将水印嵌入到能量较大的Contourlet变换方向子带中,文献[8]把水印嵌入到方向子带中绝对值大的系数上,而文献[9]是从方向子带中提取出具有显著特征点作为水印嵌入位置。这些水印算法都利用了Contourlet变换方向子带的纹理特性,能较好地协调鲁棒性与透明性。但算法的不足是水印嵌入的自适应性较差,且抗几何攻击能力不足,与现有绝大多数图像水印方案一样,仅能够对抗常

规的信号处理,而无法有效抵抗诸如旋转、缩放、平移(Rotation, Scaling, Translation, RST)、剪切等几何攻击。

目前,已经提出的一些可以抵抗几何攻击的水印方案主要分为3类。第1类方案是把水印嵌入到仿射不变子空间,比较常见的是基于Fourier-Mellin变换<sup>[10-11]</sup>、DFT变换<sup>[12]</sup>和图像归一化等<sup>[13]</sup>。该类算法的优点是不用矫正图像的几何形变,但目前该类算法只能抵抗RST攻击,且对剪切攻击鲁棒性不足;第2类方案是利用图像的重要特征<sup>[14-15]</sup>,利用特征点提取算法从图像中提取出重要特征,并把水印重复地嵌入到特征点周围区域。该类算法的优点是能有效抵抗RST和面积剪切等较为复杂的去同步攻击,缺点是嵌入的信息量较少,且对不等比例缩放的鲁棒性不足;第3类方案是基于模板的水印技术<sup>[16-17]</sup>,图像在几何形变以后,水印信号依然存在于图像当中,只不过水印信号与原图像之间的同步发生了变化,致使水印检测不出。如果知道图像的几何变化,并通过实施逆变换,就可以重同步并检测出水印。因此,该类方法在嵌入水印的同时,需嵌入一个能指示出图像几何变化的辅助信息。该类算法的优点是水印嵌入信息量大且嵌入算法灵活多样,缺点是算法的鲁棒性取决于提取模板的准确性,并且嵌入水印时需要嵌入额外信息。

本文算法在对Contourlet特性研究的理论基础上,吸取了第2类与第3类方案的优点,提出了一种基于Contourlet变换域的以特征点作为模板的水印算法,水印被自适应地嵌入到Contourlet变换域最高阶方向子带的相同带内坐标中纹理最丰富的位置,然后利用改进的Harris-Laplace算子从含水印的图像中提取出具有几何形变鲁棒性的特征点,将其作为模板。检测时首先利用特征点模板恢复几何形变图像,实现重同步后再检测水印。实验结果表明,该方案不仅具有很好的透明性,且对常规信号处理和常见的几何攻击均具有很好的鲁棒性。

2 Contourlet 变换及特性

2.1 Contourlet 变换

Contourlet 变换,也称金字塔型方向滤波器组 PDFB(Pyramidal Directional Filter Bank),是一种不可分离的多尺度信号表示方法. PDFB 先对图像进行 LP(Laplacian Pyramid)变换<sup>[18]</sup>和多尺度分析以捕获奇异点;然后由方向滤波器组 DFB(Directional Filter Bank)将分布在同方向上的奇异点合成一个系数,这种结构使得 Contourlet 具有较优的非线性逼近性能. 这一过程在粗糙图像上重复进行,从而将图像分解为多尺度方向子带. 图 1 和图 2 分别给出了 Contourlet 对图像进行分解的过程示意图和 Contourlet 的尺度和方向分布图.

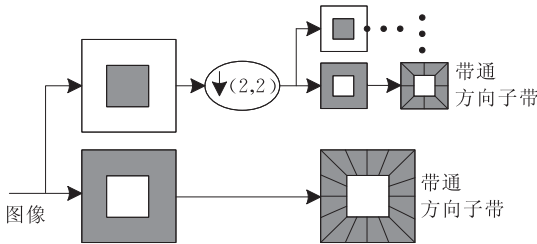


图 1 Contourlet 分解过程示意图

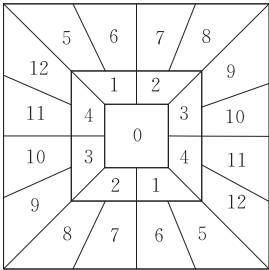


图 2 Contourlet 变换尺度和方向分布图

设  $I$  表示原始图像( $M \times N$ ),  $I_l$  和  $B_l$  分别表示  $l$  阶 LP 变换后的低通图像和带通图像. 第  $l$  阶的 LP 变换将低通图像  $I_{l-1}$  分解为低通图像  $I_l$  和一个带通图像  $B_l$ . 带通图像  $B_l$  又被第  $\lambda$  阶 DFB 进一步分解为  $2^\lambda$  个方向子带  $C_{l,d}$ ,  $d=0,1,\dots,2^\lambda-1$ .

2.2 Contourlet 特性

Contourlet 是一种基于图像的几何性变换,它将多尺度分析和方向分析分拆进行,有效地表示了轮廓和纹理丰富的图像. 其支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形”结构,能有效地跟踪图像中的线奇异性和面奇异性特征. 与小波相比,具有丰富基函数的 Contourlet 可以用更少的变换系数描述光滑边缘,并且将具有相同方向信息的奇异点汇集

成奇异线或面(参见图 3).

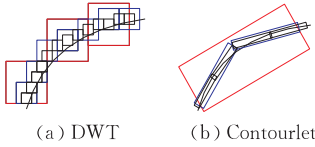


图 3 基函数的对比示意图

与小波相比,Contourlet 具有以下更好的特性:

(1) 对图像更加灵活的多尺度描述. 它的独特性是可以方向滤波器组将 LP 变换后的带通图像分解成指定个数的方向子带,能更好地提取图像纹理方向的分布. 如图 4 所示,Contourlet 变换的方向子带更具体地体现了该方向上的轮廓和边缘分布,与小波变换的子带相比,其纹理方向性和分布更加明确. 从而在嵌入水印时,可以更好地利用图像的纹理掩蔽特性. 同时在 Contourlet 变换子带中,方向子带中的奇异点也代表了图像的重要特征系数. 利用 Contourlet 变换,既可以提取出图像方向上的纹理特性,也可以提取出图像的重要系数.

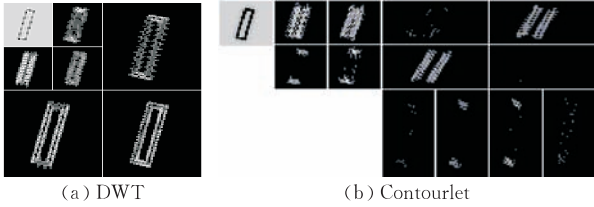
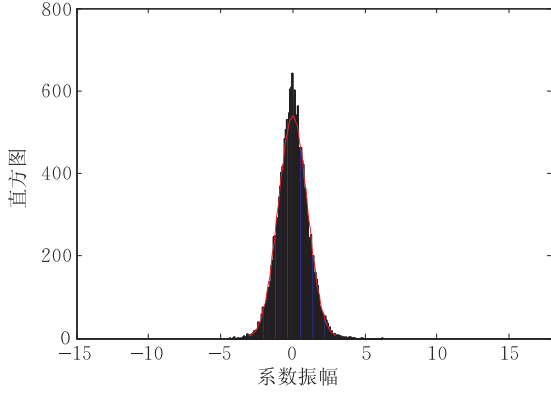


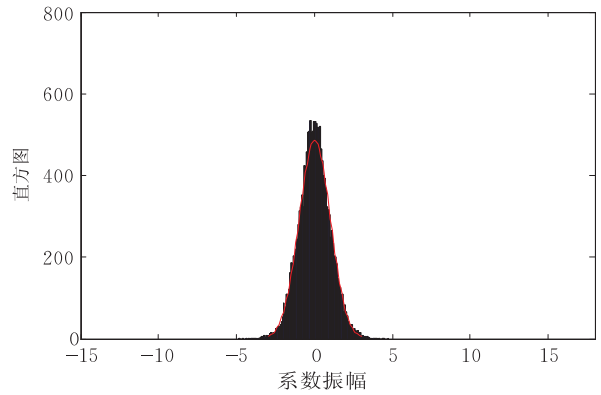
图 4 DWT 与 Contourlet 2 阶分解示意图

(2) 图像进行 Contourlet 分解后,系数之间是近似去相关的. 如图 4(b) 所示,能量主要集中在各尺度下方向子带的纹理和边缘位置上,同时系数变化是与大系数条件相关的. 因此 Contourlet 子带系数的分布是具有非线性相关性的. 图 5 给出了图像 Contourlet 变换后方向子带的系数直方图,体现了系数的概率分布特性:在零均值上方有尖锐的峰起,同时在峰起的两侧迅速衰减. 显然,Contourlet 变换后的方向子带系数边缘概率分布可以用广义高斯模型拟合. 假定嵌入的水印信息  $W(x,y)$  由一个服从于均值为 0, 方差为 1 的高斯分布的伪随机实数序列组成. 把这样的一个水印嵌入到 Contourlet 变换方向子带的过程,可以看成是两个服从于同分布的信号叠加,这样既满足视觉上的不可见性,在数理统计上也是隐蔽的.

(3) 由于 LP 的冗余性,Contourlet 变换具有  $4/3$  的冗余度<sup>[19]</sup>. 冗余度对于图像压缩方面是不利的,但是对于水印而言,冗余度意味着有更多的可嵌入空间.



(a) Lena 2阶Contourlet变换第3个方向子带系数直方图



(b) Mandrill 3阶Contourlet变换第10个方向子带系数直方图

图 5

### 3 几何攻击的恢复

#### 3.1 提取特征点模板

特征点具有协变于图像几何形变的性质,因此,可作为模板来矫正几何形变.人们普遍采用 Mexican Hat 小波和 Harris 算子两种方法来提取特征点<sup>[20]</sup>.前者对噪声的抵御能力较强,但对几何形变非常敏感;后者能够抗旋转、平移等几何形变,但对缩放攻击比较敏感.为了解决这些问题,Mikolajczyk 等<sup>[21]</sup>提出 Harris-Laplace 特征点检测算子,并证实其对旋转、缩放、平移以及噪声干扰等均有较好的稳定性.

##### 3.1.1 Harris 算子

Harris 算子是以自相关矩阵为基础的,反映了该点邻域的梯度分布,自相关矩阵  $\mu$  定义为

$$\mu(x, y, \delta_I, \delta_D) =$$

$$\delta_D^2 \cdot G(\delta_I) * \begin{bmatrix} L_x^2(x, y, \delta_D) & L_x L_y(x, y, \delta_D) \\ L_x L_y(x, y, \delta_D) & L_y^2(x, y, \delta_D) \end{bmatrix},$$

其中,  $(x, y)$  表示像素点坐标,  $\delta_I$  是积分尺度,  $\delta_D$  是微分尺度,  $L_a$  表示图像的高斯尺度空间, 计算函数  $L$  在  $a$  方向上的偏导数, 若  $\delta_D$  给定, 则可定义为

$$L_a(x, y, \delta_D) = G_a(x, y, \delta_D) * I,$$

其中,  $G$  表示均值为 0、方差为  $\delta_D$  的高斯函数,  $I$  表示数字图像,  $*$  表示线性卷积操作. 对于给定的  $\delta_I$  和  $\delta_D$ , 可确定点  $(x, y)$  的梯度因子  $R(x, y, \delta_I, \delta_D)$ :

$$R(x, y, \delta_I, \delta_D) =$$

$$\text{Det}(\mu(x, y, \delta_I, \delta_D)) - \eta \cdot \text{Tr}^2(\mu(x, y, \delta_I, \delta_D)),$$

其中,  $\text{Det}(\cdot)$  是矩阵的行列式,  $\text{Tr}(\cdot)$  是矩阵的迹,  $\eta$  为常数(通常取 0.04).

**条件 1.**  $R(x, y, \delta_I, \delta_D) > R(\hat{x}, \hat{y}, \delta_I, \delta_D)$

$$\forall (\hat{x}, \hat{y}) \in Q;$$

**条件 2.**  $R(x, y, \delta_I, \delta_D) \geq t_u$ .

当点  $(x, y)$  的梯度因子  $R(x, y, \delta_I, \delta_D)$  满足上述两个条件时, 表明在该点正交方向上梯度变化十分显著, 可作为特征点. 其中,  $Q$  表示以点  $(x, y)$  为中心的一邻域,  $t_u$  表示阈值.

##### 3.1.2 特征尺度

特征尺度(characteristic scale)是指在特定的尺度搜索范围内, 某函数极值点所对应的尺度, 反映了局部图像特征与操作算子间的最大相似程度. 在特征尺度下所提取的图像特征点具有缩放不变性. 本文采用 LOG (Laplacian-of-Gaussians) 作为该函数获取特征尺度. LOG 算子定义如下:

$$\text{LOG}(x, y, \delta_D) =$$

$$\delta_D^2 \left| \frac{\partial^2 G(x, y, \delta_D)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G(x, y, \delta_D)}{\partial y^2} \right| * I.$$

##### 3.1.3 改进的 Harris-Laplace 检测算子

文献[21]提出的 Harris-Laplace 算子利用 Harris 算子在尺度  $\delta_n = s^n \delta_0$  上建立了  $N$  个尺度空间的描述, 其中  $n$  表示的是一系列尺度中的第  $n$  尺度,  $n = 1, 2, \dots, N$ ;  $s$  表示尺度因子, 自适应调整尺度间的跨度. 在每一尺度空间描述上提取大于给定阈值且在邻域  $Q$  内的极值点, 然后验证该点能否在  $N$  尺度空间上的某一尺度获得局部极值, 获得极值则校验此点在该尺度空间上的 LOG 算子是否获得极值, 若能获得极值, 则是特征点; 否则舍弃. 该算法优点是提取的特征点鲁棒性较高, 不足是 Harris-Laplace 算子的时间复杂度高, 运算时间较长. 本文对传统的 Harris-Laplace 算子进行改进, 在确保特征点鲁棒性的前提下, 减少了运算时间. 具体过程如下:

1. 利用 Harris 算子提出候选特征点. 选取某一尺度

$\delta_{H,I}, \delta_{H,D}$  和阈值  $t_u$ , 利用 Harris 算子获得候选特征点集  $\{p_k\} (\delta_{H,I} = s^{n_1} \delta_0, \delta_{H,D} = 0.7\delta_{H,I}, n_1 \text{ 是一个常数}, 1 \leq n_1 \leq N, \delta_0 \text{ 表示初始尺度. 实验中 } s=1.4, n_1=5, \delta_0=1.2, t_u=1200)$ .

2. 粗尺度搜索. 对于每个候选特征点  $p_k$ , 在尺度空间  $\delta_D^{(n)} = s^n \delta_0^{(n)}, n=1, 2, \dots, N$ , 检验 LOG 算子在此点处是否能在  $N$  尺度空间内获得局部极值, 若不能获得极值, 则舍弃该点, 继续执行步 2; 若能获得局部尺度极值  $\delta_k$ , 则该点记入集合  $\{p'_k\}$ , 并执行步 3 (实验中  $N=15$ ).

3. 细尺度搜索. 步 2 的尺度跨度是以尺度因子  $s$  的指数增长的, 不能精确地定位点的特征尺度, 需进一步确定. 以步 2 获得的特征尺度  $\delta_k$  为中心, 搜索范围限定为  $\delta_{k,t} = t\delta_k$ , 最后获得精确的特征尺度  $\delta'_k$  (实验中  $t=0.7, 0.8, \dots, 1.4$ ).

改进后的 Harris-Laplace 算子, 既有 Harris 算子提出的特征点鲁棒性高的优点, 又包含了 LOG 算子在尺度空间上易获取局部极值的特性. 传统的 Harris-Laplace 算子, 需要对图像进行  $N$  个尺度空间的描述, 那么 Harris-Laplace 算子需要在这些尺度空间分别进行特征点的计算, 故需要  $N$  次 Harris 运算, 最后再对各个尺度空间中提取出的少量特征点进行 Laplace 运算. 其计算数约为

$$TC_1 = M \cdot N(s + s^2 + \dots + s^N)(1 + K_1)\delta_0,$$

其中,  $K_1$  是 Harris 算子提取的特征点数和图像像素数比值, 计算的是 Laplace 算子的计算数. 因为特征点只占图像的很少部分, 一般  $K_1 < 0.01$ . 而改进的 Harris-Laplace 算子只需要进行一次 Harris 运算, 其计算数约为

$$TC_2 = M \cdot N[s^{n_1} + (s + s^2 + \dots + s^N)(K_1 + K_2)]\delta_0,$$

其中,  $K_2$  是根据本节步 1 和步 2 后获取的特征点数与图像像素数比值, 计算的是细尺度搜索的计算数, 同样  $K_2 < 0.01$ .

通过上述分析, 算子的运算效率主要取决于 Harris 算子. 改进的 Harris-Laplace 算子, 只需 1 次 Harris 运算, 大大降低了 Harris 算子的运算次数, 与传统 Harris-Laplace 算子的计算数比值约为

$$TP = \frac{TC_2}{TC_1} \approx \frac{s-1}{s^{N-n_1}}.$$

本文实验中  $N=15, s=1.4, n_1=5$ , 在此条件下, 改进的算子运算时间仅约为传统算子的 1%.

### 3.1.4 特征点模板的确定

通过 LOG 算子检测后舍去了不能获得特征尺度的特征点, 再从候选特征点集  $\{p'_k\}$  中最终确定特征点, 具体过程如下:

1. 从候选点集  $\{p'_k\}$  中提取  $R(x_k, y_k, \delta_I, \delta_D)$  绝对值最大

的点, 以此点的特征尺度  $[\delta'_k]$  的  $\nu$  倍为特征区域半径  $[\cdot]$  表示取整,  $\nu$  是自适应常数, 实验中  $\nu=8$ , 若其特征区域没有超出图像边缘且不与已存在的特征区域有重叠, 则该点是特征点, 并入特征点集  $\{f_k\}$  中; 否则舍弃;

2. 将该点的  $R(x, y, \delta_I, \delta_D)$  置为 0;

3. 如果该点是特征点, 统计其特征区域的像素均值  $A_k$ , 均方差  $S_k$ , 并与特征尺度  $\delta'_k$  构成此特征点的特征矢量  $\mathbf{v}_k$ , 定义如下:

$$A_k = \frac{1}{e} \sum_{x,y} I(x, y),$$

$$S_k = \frac{1}{e} \sum_{x,y} (I(x, y) - A_k)^2,$$

$$\mathbf{v}_k = (\delta'_k, A_k, S_k),$$

其中,  $e$  是指定特征区域的像素个数.

4. 重复步 1~3, 直到候选特征点集  $\{P'_k\}$  的梯度因子  $R$  都为 0 或特征点个数大于  $\omega$ , 实验中  $\omega=20$ .

以特征点的特征尺度作为选取特征区域的理论依据是特征尺度与图像局部结构具有协变特性, 在发生缩放或不等比例缩放时, 特征区域随图像变化而变化, 从而保证提取特征点的正确性.

## 3.2 几何攻击的判断和恢复

### 3.2.1 特征点匹配

在检测水印时, 利用 3.1 节的方法提取特征点集  $\{f'_k\}$  和对应的特征矢量集  $\{\mathbf{v}'_k\}$ . 图像在经过攻击后提取特征点集可能与原始特征点集  $\{f_k\}$  不完全一致, 所以第一步是要找到原始特征点  $f_k$  在经过攻击后的对应特征点  $f'_k$ . 具体过程如下:

1. 对原始特征矢量集  $\{\mathbf{v}_k\}$  和攻击后的特征矢量集  $\{\mathbf{v}'_k\}$  中各矢量的分量分别归一化处理, 归一化后的特征矢量集分别为  $\{\mathbf{v}_k\}$  和  $\{\mathbf{v}'_k\}$ ;

2. 搜索原始特征点  $f_k$  在攻击后特征点集  $\{f'_k\}$  中的匹配点, 定义两点距离为

$$d(\mathbf{v}_k, \mathbf{v}'_j) = \xi_1 |\bar{\delta}_k - \bar{\delta}_j| + \xi_2 |\bar{A}_k - \bar{A}'_j| + \xi_3 |\bar{S}_k - \bar{S}'_j|,$$

其中,  $k$  初始值为 0,  $j=1, 2, \dots, \omega$ ,  $\omega$  表示特征点集  $\{f'_k\}$  的个数,  $\xi_a$  是一个自适应常数, 表示各分量的权重. 求出两点之间最小距离  $\min(d(\mathbf{v}_k, \mathbf{v}'_j))$ , 当  $\min(d(\mathbf{v}_k, \mathbf{v}'_j))$  小于给定的阈值  $\epsilon$  时, 认为两点匹配, 把这一匹配点对分别从原始特征点集  $\{f_k\}$  和攻击后特征点集  $\{f'_k\}$  中移到匹配点集  $\{Mh_i\}$ ; 若大于阈值  $\epsilon$ , 则无匹配点 (实验中  $\xi_1=1.24, \xi_2=0.96, \xi_3=1.17, \epsilon=0.055$ );

3.  $k=k+1$ , 重复步 2, 直到原始特征点集  $\{f_k\}$  中的点全部处理完毕.

### 3.2.2 实现水印重同步

常见的几何攻击例如旋转、等比例缩放、不等比例缩放和旋转与缩放组合攻击等. 如图 6 所示, 原始特征点  $(x_1, y_1)$ 、 $(x_2, y_2)$  和  $(x_3, y_3)$  在遭受旋转  $\theta$ 、不

等比例缩放( $Z_x, Z_y$ )和平移( $T_x, T_y$ )等攻击后对应的新坐标分别是 $(x'_1, y'_1)$ 、 $(x'_2, y'_2)$ 和 $(x'_3, y'_3)$ 。要想恢复点的初始关系,则需要先对图像做 $-\theta$ 旋转,再做一不等比例( $1/Z_x, 1/Z_y$ )的缩放,最后平移回去。

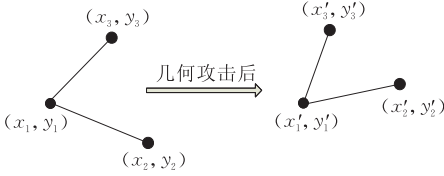


图 6 点遭受几何攻击示意图

假设分别以 $(x_1, y_1)$ 和 $(x'_1, y'_1)$ 为几何变换原点(即坐标原点 $(0,0)$ )，则在新坐标系下各点的坐标分别为

$$\begin{cases} \Delta x_2 = x_2 - x_1 \\ \Delta y_2 = y_2 - y_1 \end{cases}, \quad \begin{cases} \Delta x_3 = x_3 - x_1 \\ \Delta y_3 = y_3 - y_1 \end{cases},$$

$$\begin{cases} \Delta x'_2 = x'_2 - x'_1 \\ \Delta y'_2 = y'_2 - y'_1 \end{cases}, \quad \begin{cases} \Delta x'_3 = x'_3 - x'_1 \\ \Delta y'_3 = y'_3 - y'_1 \end{cases}.$$

点 $(\Delta x'_2, \Delta y'_2)$ 在经过旋转 $-\theta$ 后,新的位置为

$$\begin{aligned} \Delta x''_2 &= \Delta x'_2 \cos(-\theta) - \Delta y'_2 \sin(-\theta), \\ \Delta y''_2 &= \Delta x'_2 \sin(-\theta) + \Delta y'_2 \cos(-\theta). \end{aligned}$$

同理,

$$\begin{aligned} \Delta x''_3 &= \Delta x'_3 \cos(-\theta) - \Delta y'_3 \sin(-\theta), \\ \Delta y''_3 &= \Delta x'_3 \sin(-\theta) + \Delta y'_3 \cos(-\theta). \end{aligned}$$

由点之间的缩放关系可得

$$Z_x = \frac{\Delta x''_2}{\Delta x_2} = \frac{\Delta x''_3}{\Delta x_3}, \quad Z_y = \frac{\Delta y''_2}{\Delta y_2} = \frac{\Delta y''_3}{\Delta y_3},$$

则可得

$$\frac{\Delta x'_2 \cos(-\theta) - \Delta y'_2 \sin(-\theta)}{\Delta x_2} = \frac{\Delta x'_3 \cos(-\theta) - \Delta y'_3 \sin(-\theta)}{\Delta x_3}.$$

简化移项可得

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

求得旋转角度 $\theta$ 后,可求出 $\Delta x''_2, \Delta y''_2, \Delta x''_3$ 和 $\Delta y''_3$ ,代入方程求出 $(Z_x, Z_y)$ 。

在提取出原始特征点模板与攻击后特征点模板的对应集 $\{Mh_i\}$ 后,就可以利用这些对应的特征点恢复水印的同步性,具体过程如下:

1. 在匹配点集 $\{Mh_i\}$ 中选一点作为几何变换原点,假设选取 $i=1$ 点作为形变中心,则取出 $i+1$ 和 $i+2$ 两组对应点,利用前述方法求出 $(\theta_j, Z_{x,j}, Z_{y,j})$ , $j=1,2,\dots,\omega-2$ 。

2. 遍历 $\{Mh_i\}$ 中所有点对,求出一系列 $\{(\theta_j, Z_{x,j},$

$Z_{y,j})$ , $j=1,2,\dots,\omega-2\}$ ,然后在多个所取得的值中求出 $\max\{\theta|\theta=\theta_j\}$ , $\max(Z_x|Z_x=Z_{x,j})$ 和 $\max(Z_y|Z_y=Z_{y,j})$ 。

3. 求出图像所经历的变换后,就可以对其进行逆变换,恢复图像点之间对应的坐标关系。

4. 平移攻击的恢复。以选取的几何变换原点作为平移中心,图像随该点移动到原始位置。

## 4 水印过程的实现

### 4.1 水印嵌入

本文在研究 Contourlet 特性的理论基础上,提出了将水印信号自适应地嵌入到 Contourlet 变换域的相同带内坐标中纹理最丰富位置,水印被嵌入到最高阶各个方向子带中,具体过程如下:

1. 对载体图像做 Contourlet 变换。

2. 水印嵌入位置的确定。水印嵌入位置的选择应折中鲁棒性与透明性之间的矛盾。将水印嵌入在逼近子带,则具有很好的鲁棒性,但透明性差;嵌入到高频纹理子带则反之,所以选择低频纹理子带(即最高阶方向子带)作为水印嵌入区。又因为人眼对纹理具有很好的掩蔽特性,所以在各子带的相同带内坐标中选择纹理最丰富的位置作为水印嵌入位置。根据各级子带间的多分辨率特性,可以通过对应高频区域的纹理状况确定该点对应区域的纹理分布。但越是高频,其系数对噪声等图像处理攻击越是敏感,所以根据下一级方向子带对应区域的纹理状况来选择水印嵌入的位置。

$T_{l,d}(x,y) = \text{Var}\{C_{l-1,d}(2x+g_x, 2y+g_y)\}_{g_x=0,1;g_y=0,1}$ ,其中, $(x,y)$ 表示带内坐标,Var表示方差, $C_{l-1,d}$ 表示对应下一级方向子带,方差 $T_{l,d}$ 越大则该点所对应的区域纹理越丰富。

3. 水印自适应嵌入。水印被嵌入到 $\max(T_{l,d}(x,y))$ 对应的系数上,按如下公式自适应嵌入:

$$C'_{l,d}(x,y) = C_{l,d}(x,y) + \alpha \cdot H_{l,d}(x,y) \cdot W(x,y),$$

其中, $C'_{l,d}(x,y)$ 表示 $l$ 阶分解 $d$ 方向的被嵌入水印系数; $\alpha$ 表示水印嵌入强度,整体协调水印的透明性与鲁棒性,实验中 $\alpha=12$ ;  $W(x,y)$ 由伪随机实数序列组成,服从于均值为0、方差为1的高斯分布,取值为 $\{1,-1\}$ ,与最高阶方向子带等大;  $H_{l,d}(x,y)$ 表示自适应调节参数。

根据视觉特点,人眼对亮度、纹理和频率通常具有可屏蔽特性,即人眼对图像的中间亮度区域的畸变最敏感,且对亮度的敏感性随着亮度的增加或减少向两端呈抛物线状下降,同样背景的纹理越复杂,嵌入的水印可见性越低。此外,在变换域中,人眼对低频的变化要比高频敏感。根据上述特性, $H_{l,d}(x,y)$ 可定义为

$$H_{l,d}(x,y) = F_l \cdot B_{l,d}(x,y)^{0.2} \cdot T_{l,d}(x,y)^{0.2},$$

其中, $F_l$ 是频率掩蔽因子, $F_l = \sqrt[3]{r/l}$ , $r$ 是一个常数,实验中 $r=1.2$ 。

$B_{l,d}(x,y)$ 是亮度掩蔽因子,定义如下:



$B_{l,d}(x,y)=$

$$\begin{cases} \frac{1}{128n} \sum_{g=0}^{n-1} \left| \left[ \frac{I_l(n \cdot x + g, y) - \min(I_l)}{\max(I_l) - \min(I_l)} \times 255 - 128 \right] \right|, \\ M_{l,d} \geq N_{l,d}, n = \frac{M_{l,d}}{N_{l,d}} \\ \frac{1}{128n} \sum_{g=0}^{n-1} \left| \frac{I_l(x, n \cdot y + g) - \min(I_l)}{\max(I_l) - \min(I_l)} \times 255 - 128 \right|, \\ N_{l,d} > M_{l,d}, n = \frac{N_{l,d}}{M_{l,d}} \end{cases}$$

4. 读入下一比特水印信息,重复步 2、3,直到将水印信息全部嵌入。

5. 做逆 Contourlet 变换,得到含水印的图像。

6. 提取原始特征点模板。按 3.1 节所示方法在含水印的图像中提取原始特征点集  $\{f_k\}$  和特征矢量集  $\{v_k\}$ 。

## 4.2 水印检测

水印检测总体上是嵌入的逆过程,无需原始图像,具体过程如下:

1. 对待检测图像  $I'$  用 3.1 节方法提取特征点集  $\{f'_k\}$  和特征矢量集  $\{v'_k\}$ ,对应原始特征点集  $\{f_k\}$  和原始特征矢量集  $\{v_k\}$ ,按 3.2 节的方法恢复几何形变,实现水印的重同步。

2. 进行与水印嵌入阶段相同的 Contourlet 变换,并在最高阶各方向子带中搜索,获得水印嵌入位置。

3. 检测待检测方向子带与水印  $W$  的相关性:

$$\rho = \frac{1}{M'_{l,d} N'_{l,d}} \sum_{x=0}^{M'_{l,d}-1} \sum_{y=0}^{N'_{l,d}-1} C'_{l,d}(x,y) W(x,y).$$

选取一合适的阈值  $\tau$ ,水印存在与否的判定标准为:若  $\rho > \tau$ ,则判定被检测图像中有水印的存在;否则水印不存在。判断阈值可以根据 Neyman-Pearson Criterion 确定。检测时,待检测图像存在着 3 种可能性: A. 不存在水印; B. 存在其他水印; C. 存在嵌入的水印。

假设:嵌入水印的区域  $C_{l,d}(x,y)$  系数服从均值为 0、独立不相关分布;  $\rho$  的取值服从正态分布。则根据中心极限定理,对于可能性 A、B 和 C,  $\rho$  的均值为

$$A: \mu_{\rho A} = 0,$$

$$B: \mu_{\rho B} = 0,$$

$$C: \mu_{\rho C} = \frac{\alpha}{M_{l,d} N_{l,d}} \sum_{x=0}^{M_{l,d}-1} \sum_{y=0}^{N_{l,d}-1} E[H_{l,d}(x,y)],$$

其中,  $E[\cdot]$  表示数学期望。

误检的概率  $P_f = \text{Prob}(\rho > \tau | A \text{ or } B)$ ,对于情况 A:

$$\sigma_{\rho A}^2 = \frac{\sigma_W^2}{(M_{l,d} N_{l,d})^2} \sum_{x=0}^{M_{l,d}-1} \sum_{y=0}^{N_{l,d}-1} E[(C_{l,d}(x,y))^2].$$

对于情况 B:

$$\sigma_{\rho B}^2 = \frac{\sigma_W^2}{(M_{l,d} N_{l,d})^2} \sum_{x=0}^{M_{l,d}-1} \sum_{y=0}^{N_{l,d}-1} E[(C_{l,d}(x,y))^2] + \alpha^2 \sigma_W^2 E[(H_{l,d}(x,y))^2],$$

$\sigma^2$  表示方差。又有

$$E[C'_{l,d}(x,y)^2] =$$

$$E[C_{l,d}(x,y)^2] + \alpha^2 E[H_{l,d}(x,y)^2 W(x,y)^2] + 2\alpha E[C_{l,d}(x,y) H_{l,d}(x,y) W(x,y)].$$

根据假设  $\sigma_W^2 = 1, E[C_{l,d}(x,y)] = E[W(x,y)] = 0$ ,且水印  $W(x,y)$  与  $C_{l,d}(x,y)$  是独立不相关的,可得

$$\sigma_{\rho B}^2 = \frac{1}{(M'_{l,d} N'_{l,d})^2} \sum_{x=0}^{M'_{l,d}-1} \sum_{y=0}^{N'_{l,d}-1} E[(C'_{l,d}(x,y))^2].$$

在实际计算时采用对  $\sigma_{\rho B}^2$  的无偏估计,即

$$\sigma_{\rho B}^2 \approx \frac{1}{(M'_{l,d} N'_{l,d})^2} \sum_{x=0}^{M'_{l,d}-1} \sum_{y=0}^{N'_{l,d}-1} C'_{l,d}(x,y)^2.$$

检测时,很明显出现情况 B 时的误检率比出现 A 时误检率高得多,所以,

$$P_f \leq \frac{1}{2} \text{erfc}\left(\frac{\tau}{\sqrt{2\sigma_{\rho B}^2}}\right).$$

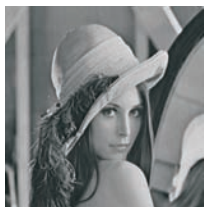
当误检概率  $P_f \leq 10^{-8}$  时,可得阈值:

$$\tau = 3.97 \sqrt{2\sigma_{\rho B}^2}.$$

## 5 仿真实验

### 5.1 检测性能测试

为了评价水印算法的性能,本文选用原始载体  $512 \times 512 \times 8\text{bit}$  标准灰度图像 Lena、Mandrill 和 Pepper 进行各种测试。仿真实验中,首先对输入图像进行  $l=3, \lambda=4$  的 Contourlet 变换,按本文 4.1 节水印嵌入算法,将水印  $W$  嵌入到  $B_3$  的 16 个方向子图像中能量最大的子带图像中。图 7 给出了嵌入水印后的标准图像 Lena、Mandrill 和 Pepper,图 8



(a) 含水印Lena(PSNR=49.80dB)



(b) 含水印Mandrill(PSNR=49.96dB)



(c) 含水印Pepper(PSNR=49.90dB)

图 7 水印嵌入结果

给出检测时从含水印图像中提取的特征点. 实验结果表明,嵌入水印的图像峰值信噪比都在 50db 左右,有很好的透明性,并且检测时能够完全准确地检测出水印和特征点.



(a) Lena中提取出的特征点( $\omega'=20$ )      (b) Mandrill中提取出的特征点( $\omega'=20$ )      (c) Pepper中提取出的特征点( $\omega'=20$ )

图 8 从含水印的图像中提取的特征点

5.2 抗攻击能力测试

算法有效性的关键是 Harris-Laplace 检测算子提取特征点的鲁棒性,实验中对多幅不同类型的图像在旋转和等比例缩放攻击下,所提取出特征点的匹配率进行测试,实验结果如图 9 和图 10 所示. 实验结果表明,所提取的特征点对几何攻击具有较好的鲁棒性.

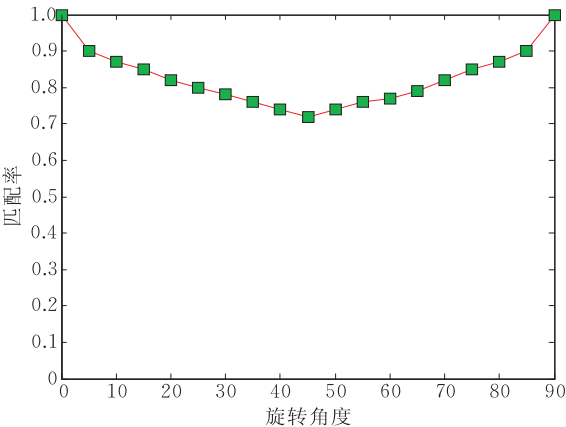


图 9 提取的特征点对旋转攻击的鲁棒性能

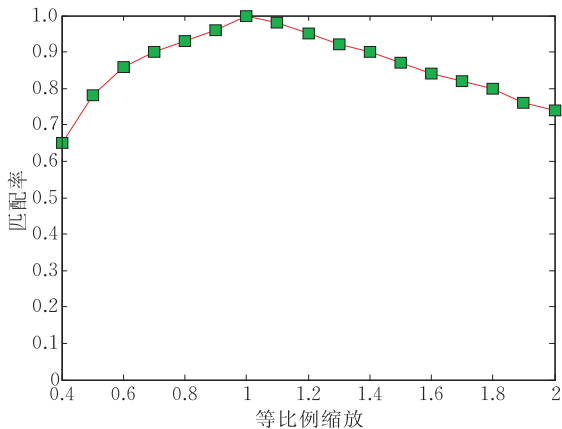
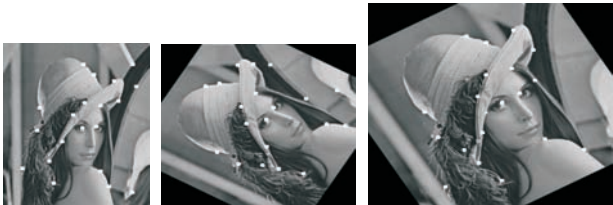


图 10 提取的特征点对等比例缩放攻击的鲁棒性能

常见的几何攻击包括旋转、缩放、平移、行列移除等,我们除对含水印图像进行上述各种攻击之外,还进行了几种组合攻击,实验结果表明,算法对常见

的几何攻击具有很好的鲁棒性. 图 11 和表 1 给出了部分几何攻击的实验结果(均能正确检测出水印).



(a) 缩放(0.6, 0.8) (b) 缩放0.8+旋转-60° (c) 旋转-30°

图 11 几何攻击实验结果图

表 1 部分几何攻击实验结果

攻击	匹配/检测点(个)		
	Lean	Mandrill	Pepper
缩放 0.6	19/20	19/20	19/20
缩放 0.8	19/20	20/20	19/20
缩放 1.5	20/20	20/20	19/20
缩放 (2.0, 0.8)	15/20	16/20	15/20
缩放 (0.6, 0.8)	18/20	18/20	18/20
缩放 (2.0, 1.6)	18/20	18/20	18/20
缩放 (0.6, 1.6)	16/20	17/20	16/20
旋转 5°	19/20	19/20	19/20
旋转 15°	18/20	18/20	18/20
旋转 30°	16/20	17/20	16/20
旋转 45°	15/20	16/20	15/20
旋转 90°	20/20	20/20	20/20
缩放 1.2+旋转 30°	13/20	14/20	13/20
缩放 0.8+旋转 60°	15/20	14/20	13/20
平移 $t_x=-20, t_y=20$	20/20	20/20	20/20
剪切 2%	20/20	20/20	20/20

图像在传播过程中最经常遭受到 JPEG 攻击,图 12 给出了本文算法和文献[22]对测试图像 Lena 随 JPEG 压缩质量的变化检测出特征点匹配率的对比,从图中很容易看出,当 JPEG 压缩质量大于 20 时,本文算法都能从攻击后的图像中 100% 准确地提取出特征点.

对含水印图像进行高斯低通滤波、高斯噪声、椒盐噪声和中值滤波等常见的图像处理攻击. 图 13 和图 14 分别给出了本文算法和文献[22]对测试图像 Lena 在高斯低通滤波和高斯噪声攻击后提取特征



点的匹配率对比. 表 2 给出了部分测试结果. 实验结果表明, 算法对常见图像处理攻击具有很高的鲁棒性.

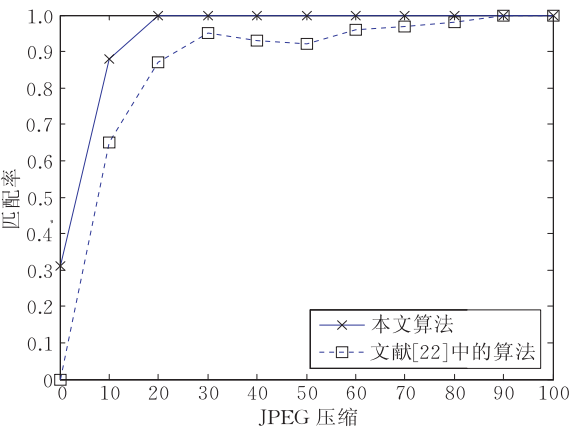


图 12 遭受 JPEG 攻击后提取特征点的匹配率

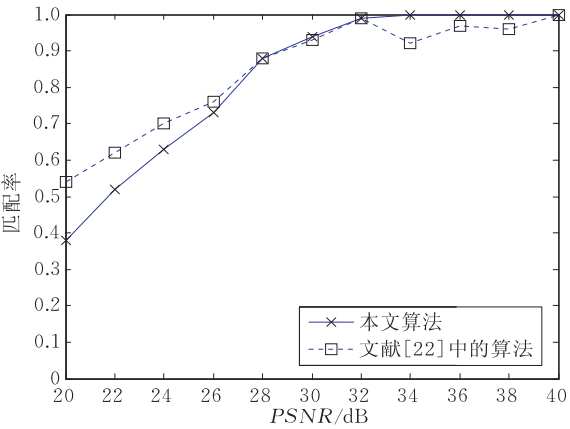


图 13 高斯低通滤波攻击后提取特征点的匹配率

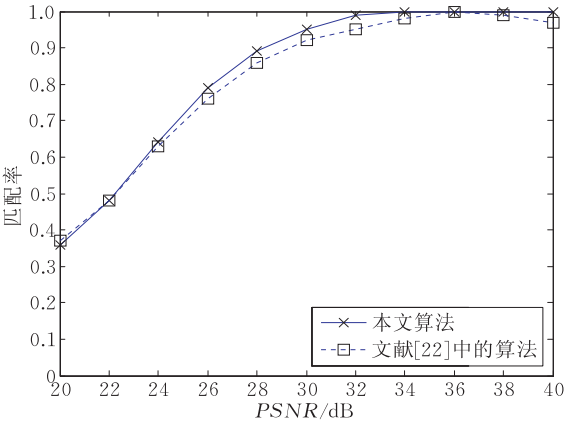


图 14 高斯噪声攻击后提取特征点的匹配率

表 2 图像处理攻击后图像提取的特征点和 PSNR

攻击	匹配/检测点(个) [PSNR/db]		
	Lean	Mandrill	Pepper
高斯噪声	8 / 20 [20. 1]	10 / 20 [20. 1]	6 / 20 [20. 2]
椒盐噪声	20 / 20 [25. 4]	20 / 20 [25. 6]	20 / 20 [25. 2]
低通滤波	15 / 20 [25. 6]	16 / 20 [24. 6]	15 / 20 [25. 6]
中值滤波	20 / 20 [36. 4]	18 / 20 [23. 7]	19 / 20 [33. 2]

6 结 论

本文提出了一种 Contourlet 变换域的基于特征点检测的模板水印算法, 算法具有以下几个特点:

(1) 选择 Contourlet 变换域最高阶方向子带中的相同带内坐标中纹理最丰富的位置作为水印嵌入位置, 水印被嵌入到最高阶整个子带中. 在嵌入时, 按照嵌入点在低频对应位置的能量和高尺度同方向子带对应位置的纹理信息自适应地调整嵌入强度. 这样在水印嵌入位置的选择和嵌入策略上协调了透明性和鲁棒性之间的矛盾, 所以算法具有很好的透明性和鲁棒性.

(2) 利用改进的 Harris-Laplace 算子提取特征点和特征尺度, 充分结合 Harris 算子提取的特征点鲁棒性高和 LOG 在尺度空间易取得极值的特性, 在确保特征点高鲁棒的前提下, 大大加快了运算时间; 并且特征区域随着图像的变化而变化, 能够抵抗旋转、平移等几何攻击, 且对不等比例缩放攻击具有较好的鲁棒性.

(3) 图像恢复只需要计算变换前后点之间的对应变换关系, 计算简单.

仿真实验结果表明, 本文算法不仅具有很好的透明性, 而且对常规图像处理和几何攻击均具有较好的鲁棒性.

参 考 文 献

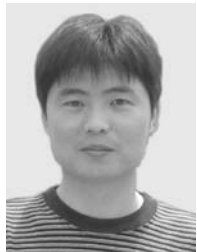
[1] Bo Xiao-Chen, Shen Lin-Cheng, Chang Wen-Sen, Niu Yi-Feng. Adaptive detection for blind image watermarking in DCT domain. Journal of Computer Research and Development, 2002, 39(4): 502-510(in Chinese)  
(伯晓晨, 沈林成, 常文森, 牛轶峰. DCT 变换域盲图像水印的自适应检测. 计算机研究与发展, 2002, 39(4): 502-510)

[2] Ganic Emir, Dexter Scott D, Eskicioglu Ahmet M. Embedding multiple watermarks in the DFT domain using low and high frequency bands//Delp Edward J III, Wong Ping W eds. Proceedings of the SPIE: Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VII. 2005, 5681: 175-184

[3] Yang Heng-Fu, Chen Xiao-Wei. A robust image-adaptive public watermarking technique in wavelet domain. Journal of Software, 2003, 14(9): 1652-1660(in Chinese)  
(杨恒伏, 陈孝威. 小波域鲁棒自适应公开水印技术. 软件学报, 2003, 14(9): 1652-1660)

[4] Jiao Li-Cheng, Tan Shan, Liu Fang. Ridgelet theory: From ridgelet transform to curvelet. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2005, 22(5): 761-773(in Chinese)  
(焦李成, 谭山, 刘芳. 脊波理论: 从脊波变换到 Curvelet 变换. 工程数学学报, 2005, 22(5): 761-773)

- [5] Do Minh N, Vetterli Martin. Contourlets: A new directional multiresolution image representation. *Signals, Systems and Computers*, 2002, 1: 497-501
- [6] Jiao Li-Chen, Sun Qiang. Advances and perspective on image perception and recognition in multiscale transform domains. *Chinese Journal of Computers*, 2006, 29(2): 177-193 (in Chinese)  
(焦李成, 孙强. 多尺度变换域图像的感知与识别: 进展和展望. *计算机学报*, 2006, 29(2): 177-193)
- [7] Li Hai-Feng, Song Wei-Wei, Wang Shu-Xun. Robust image watermarking algorithm based on contourlet transform. *Journal on Communications*, 2006, 27(4): 87-94 (in Chinese)  
(李海峰, 宋巍巍, 王树勋. 基于 Contourlet 变换的稳健性图像水印算法. *通信学报*, 2006, 27(4): 87-94)
- [8] Jayalakshmi M, Merchant S N, Desai Uday B. Digital watermarking in contourlet domain//*Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition*. Hong Kong, China, 2006, 3: 861-864
- [9] Bouzidi Ali, Baaziz Nadia. Contourlet domain feature extraction for image content authentication//*Proceedings of the 2006 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*. Victoria, Canada, 2006: 202-206
- [10] Lin Ching-Yung, Wu Min, Bloom Jeffrey A, Cox Ingemar J, Miller Matt L, Lui Yui Man. Rotation, scale, and translation resilient watermarking for images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(5): 765-782
- [11] Zheng Dong, Zhao Jiying, Saddik Abdulmotaleb El. RST-invariant digital image watermarking based on log-polar mapping and phase correlation. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2003, 13(8): 753-765
- [12] Vassilios Solachidis, Ioannis Pitas. Circularly symmetric watermark embedding in 2-D DFT domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(11): 1741-1753
- [13] Alghoniemy M, Tewfik A H. Geometric distortion correction through image normalization//*Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. New York, USA, 2000, 3: 1291-1294
- [14] Tang Chih-Wei, Hang Hsueh-Ming. A feature-based robust digital image watermarking scheme. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(4): 950-958
- [15] Bas P, Chassery J-M, Macq B. Geometrically invariant watermarking using feature points. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 11(9): 1014-1028
- [16] Barni M. Effectiveness of exhaustive search and template matching against watermark desynchronization. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(2): 158-161
- [17] Pereira S, Pun T. Robust template matching for affine resistant image watermarks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(6): 1123-1129
- [18] Do Minh N, Vetterli Martin. Framing Pyramids. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(9): 2329-2342
- [19] Do Minh N, Vetterli Martin. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(12): 2091-2106
- [20] Lee H-Y, Kang I K, Lee H-K, Suh Y-H. Evaluation of feature extraction techniques for robust watermarking//*Proceedings of the 4th International Workshop, International Workshop on Digital Watermarking 2005*. Lecture Notes in Computer Science 3710. Siena, Italy, 2005: 418-431
- [21] Mikolajczyk Krystian, Schmid Cordelia. Scale & affine invariant interest point detectors. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63-86
- [22] Lu Wei, Lu Hong-Tao, Chung Fu-Lai. Feature based watermarking using watermark template match. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, 177(1): 377-386



**LOU Ou-Jun**, born in 1976, Ph. D. candidate. His current research interests include image processing and digital watermarking.

**WANG Zheng-Xuan**, born in 1945, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include computer graphics, computer painting and animation, image processing, generating and rendering of fractal, computational geometry.

## Background

The ease of duplication and dissemination of digitized multimedia challenges violently copyright protection and information security of digital products. Therefore, watermarking techniques become one of the research hotspots in the discipline of multimedia information security. However, most state-of-the-art watermarking algorithms are well robust only to common image processing, while deficient against geometric attacks. Even an invisible affine transformation can invalidate most existing watermarking algorithms. So the primary objective of the research group is to design effective approaches to still image and video watermarking robust to both common image and video processing

attacks and geometric attacks. In the paper "Research on Quantization-Based Robust Video Watermarking Technique against Geometrical Attacks" published in *Journal of Computer Research and Development*, our group proposes an effective video watermarking algorithm. It achieves good transparency and better resistance against RST attacks and excellent robustness to MPEG compression, frame loss, etc.. In this paper, the authors analyze and discuss the characteristics of Contourlet transform. A novel Contourlet domain image watermarking algorithm against geometric attacks is proposed based on the feature template matching.