

DWT 域抗几何攻击水印算法研究

楼偶俊^{1,2} 王相海^{2,3} 王钺旋¹

(吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130023)¹ (辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029)²
(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)³

摘要 鲁棒水印面临的最大问题就是几何攻击。小波变换域不具有几何不变性,一个微弱不可察觉的几何攻击就能使小波域水印算法失效。提出了一种新的以特征点作为模板、有效抵抗几何攻击的图像水印算法。它包括:(1)根据小波变换空间各子带呈树形结构的特性,选择每棵小波树中纹理最强的方向子树的树根作为水印嵌入点;(2)根据嵌入点在低频对应位置的能量和该方向子树高频叶子结点的纹理信息确定一种自适应嵌入水印策略;(3)利用 Harris-Laplace 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,将其作为模板;(4)水印检测时,先利用特征点模板通过线性变换恢复几何形变的图像,然后通过统计图像的相关性来验证水印的存在,无需原始图像。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变换具有很好的鲁棒性。

关键词 数字水印,几何攻击,小波树,特征点,模板

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Image Watermarking Scheme in Wavelet Domain against Geometrical Attacks

LOU Ou-jun^{1,2} WANG Xiang-hai^{2,3} WANG Zheng-xuan¹

(Department of Computer, Jilin University, Changchun 130023, China)¹

(College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China)²

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)³

Abstract The toughest challenge facing the robust watermarking is the geometrical attacks. A slight even intangible geometrical attack can fail the watermark in wavelet domain due to the shift-variance of wavelet. Based on the feature points, this paper proposed an image watermarking scheme against the geometrical attacks. First, according to the tree structure of the wavelet coefficients, the proposed scheme selected the root of the directional subtree with the highest texture as the embedded points from each wavelet tree. Second, this paper proposed an adaptive embedding strategy according to the energy of the low frequency coefficient corresponding to the embedded point and the texture characteristics of the highest frequency coefficients of the subtree. Finally, the proposed scheme used the Harris-Laplace operator to extract the feature points robust to the geometrical attacks, and form a template of feature points. During detection, the proposed scheme restored the attacked image by linear transformation using the feature template, and then verified the watermarking through statistical correlation. The detection process does not need the original host image. Experimental results show that the proposed algorithm has good transparency and is very robust to common image processing and geometric attacks.

Keywords Digital watermarking, Geometrical attacks, Wavelet tree, Geature points, Template

数字产品版权保护和信息安全的迫切需求,使得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。由于小波变换具有良好的“时-频”分解特性,符合人类视觉系统的特性,并且与新一代国际压缩标准兼容,因此基于小波变换的数字水印算法已成为当前研究的热点。近年来,基于小波的鲁棒图像水印技术研究取得了很大进展,陆续提出了一系列优秀的水印算法^[1-4]。但小波变换不具有几何变换不变性,在抵抗几何攻击方面仍然是这个领域研究的难点问题。

目前,已经提出了一些可以抵抗几何攻击的水印方案,但效果不太理想。文献[5-8]提出了通过估计水印图像所经历的几何变换来实现水印图像的同步水印算法。文献[5,6]利用图像矩来估计几何变换参数,并取得了较好的实验结果,但图像矩的大小与整个图像像素的灰度值有关,所以算法对抗剪切攻击能力不足。文献[7]提出的方法能较好地估计出旋转、尺度缩放参数,但不能抵抗平移攻击。文献[8]利用 DFT 抗几何变换的特性,在 DFT 中频区域的一个圆环上嵌入模

到稿日期:2009-01-20 返修日期:2009-04-01 本文受辽宁省高等学校优秀人才支持计划(RC-04-11)资助。

楼偶俊(1976—),博士研究生,主要研究方向为图像处理及多媒体数字水印技术,E-mail:louoj@163.com;王相海(1965—),博士,教授,硕士生导师,CCF会员,主要研究方向为计算机图形学及多媒体信息处理;王钺旋(1945—),教授,博士生导师,CCF会员,主要研究方向为计算机图形学新技术、计算机绘画与动画、计算机图像处理程序设计、计算几何。

板,用其校正图像可能遭受的旋转和等比例缩放攻击,提取一个限定区域的不变质心,用于校正平移攻击。再结合人眼的掩蔽特性,把水印自适应地嵌入到 DWT 域中,算法得到了很好的实验结果,对常见的图像处理攻击和旋转、等比例缩放等攻击抵抗性能很强,算法的不足是不能抵抗组合几何攻击和不等比例缩放攻击。文献[9]提出了一种基于奇异值分解与小波分解相结合的水印算法,即首先对图像做一层小波分解,取其低频逼近子带图像进行奇异值分解,然后在分解后的对角矩阵中嵌入水印,优点是实现简单、时间复杂度低,但算法只能抵抗微弱的旋转攻击。

由于图像特征点具有协变于图像几何形变的性质,可用来标识水印的嵌入位置,实现水印的重同步,因此基于图像特征点的水印方案“即第二代数字水印”受到了关注。文献[10]先利用 Harris 算子提取图像特征点,以特征点作为待嵌入区域圆心,对该区域做 DFT 变换,把水印嵌入到该区域圆环上。水印被重复地嵌入到每一特征点所确定的特征圆形区域上。文献[11]同样利用 Harris 算子提取图像特征点,再根据特征点对图像做 DT(Delaunay Tessellation)分割,然后在每个三角网格内完成水印的嵌入。该类算法的优点是可利用特征点来定位和检测数字水印,从而有效抵抗几何攻击,但不足在于隐藏信息量过小,且不能有效抵抗不等比例缩放等不规则几何变换。

现有抗几何攻击水印算法对不规则几何变换的鲁棒性普遍较差或嵌入信息量过小。本文利用图像特征点具有协变于图像几何形变的性质和 DWT 良好的空间-频率分解特性,提出了一种以特征点作为模板的 DWT 域水印算法。该算法根据 DWT 域各空间呈小波树结构的特性,以 3 个低频纹理子带系数作为各方向子树的树根,选择每棵小波树中纹理最强的方向子树的树根作为水印嵌入点,并且根据嵌入系数对应低频子带系数的能量和高频叶子结点的纹理特性自适应地嵌入水印,再用改进的 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,然后检测水印。实验结果表明,本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形变攻击均具有很好的鲁棒性。

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^[12]。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^[13]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一定的稳定性。

1.1 Harris 算子

Harris 算子是以自相关矩阵为基础的,反映了该点临域的梯度分布。自相关矩阵 μ 定义为:

$$\mu(x, y, \delta_I, \delta_D) = \delta_D^2 \cdot G(\delta_I) * \begin{bmatrix} I_x^2(x, y, \delta_D) & I_x I_y(x, y, \delta_D) \\ I_x I_y(x, y, \delta_D) & I_y^2(x, y, \delta_D) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, (x, y) 表示像素点坐标, δ_I 是积分尺度, δ_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 δ_D 给定,则可定义:

$$L_a(x, y, \delta_D) = G_a(x, y, \delta_D) * I \quad (2)$$

其中, G 表示均值为 0、方差为 δ_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 δ_I 和 δ_D ,可确定点 (x, y) 的梯度因子 $R(x, y, \delta_I, \delta_D)$:

$$R(x, y, \delta_I, \delta_D) = \text{Det}(\mu(x, y, \delta_I, \delta_D)) - \eta \cdot \text{Tr}^2(\mu(x, y, \delta_I, \delta_D)) \quad (3)$$

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

$$\text{条件 1: } R(x, y, \delta_I, \delta_D) > R(\hat{x}, \hat{y}, \delta_I, \delta_D) \quad \forall (\hat{x}, \hat{y}) \in Q;$$

$$\text{条件 2: } R(x, y, \delta_I, \delta_D) \geq t_u.$$

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的梯度变化十分显著,可作为特征点。其中, Q 表示以点 (x, y) 为中心的一临域, t_u 表示阈值。

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:

$$\text{LOG}(x, y, \delta_D) = \delta_D^2 \left| \frac{\partial^2 G(x, y, \delta_D)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G(x, y, \delta_D)}{\partial y^2} \right| * I \quad (4)$$

Harris-Laplace 算子的具体工作过程如下。

给定尺度空间 $\delta_I^{(n)} = 1, 4^n \delta_0, \delta_D^{(n)} = 0.7 \delta_I^{(n)}$ ($n = 1, 2, \dots, 15$) 和阈值 $t_u = 1000$, 利用尺度自适应 Harris 算子计算图形的预选特征点集 $\{p_k\}$ 。

然后,对于每个预选特征点,采用迭代法确定最终的图像特征点和特征尺度。具体步骤如下:

Step1 设 p_k 为预选图像特征点,检验 LOG 算子在该点处是否能在整个尺度搜索范围内获得局部极值。如果不能获得极值,则舍弃该点。尺度搜索范围限定为 $\delta_I^{(t+1)} = t \delta_I^{(k)}$, 其中 $t = 0.7, \dots, 1.4$ 。

Step2 对于 LOG 算子能获得极值的图像特征点 p_k , 则并入候选特征点集 $\{p_k'\}$ 。

Step3 重复步骤 Step1 和 Step2, 直到特征点集 $\{p_k\}$ 中所有的点处理完毕。

1.3 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 $\{p_k'\}$ 中确定特征点,具体过程如下:

Step1 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 ν 倍为特征区域半径 ($[\cdot]$ 表示取整, ν 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。

Step2 把该点的 $R(x, y, \delta_I, \delta_D)$ 置为 0。

Step3 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 δ_k' 构成此特征点的特征矢量 \vec{v}_k , 定义如下:

$$A_k = \frac{1}{\phi} \sum_{x, y} I(x, y) \quad (5)$$

$$S_k = \frac{1}{\phi} \sum_{x,y} (I(x,y) - A_k)^2 \quad (6)$$

$$\vec{v}_k = (\delta_k, A_k, S_k) \quad (7)$$

其中, ϕ 是指定特征区域的像素个数。

Step4 重复步骤 Step1、Step2 和 Step3, 直到候选特征点集 $\{f_k'\}$ 的梯度因子 R 都为 0 或特征点个数大于 ω (实验中 $\omega = 20$)。

以特征点的特征尺度作为选取特征区域, 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, 从而保证了提取特征点的正确性。

2 几何攻击的判断和恢复

2.1 特征点匹配

在检测水印时, 利用 1.3 节的方法提取特征点集 $\{f_k'\}$ 和对应的特征矢量集 $\{\vec{v}_k'\}$ 。图像在经过攻击后提取的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:

Step1 对原始特征矢量集 $\{\vec{v}_k\}$ 和攻击后的特征矢量集 $\{\vec{v}_k'\}$ 中各矢量的分量分别进行归一化处理, 归一化后的特征矢量集分别为 $\{\bar{v}_k\}$ 和 $\{\bar{v}_k'\}$ 。

Step2 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

$$d(\bar{v}_k, \bar{v}_j') = \xi_1 |\bar{\delta}_k - \bar{\delta}_j| + \xi_2 |\bar{A}_k - \bar{A}_j'| + \xi_3 |\bar{S}_k - \bar{S}_j'| \quad (8)$$

其中, k 初始值为 0, $j = 1, 2, \dots, \omega$, ω 表示特征点集 $\{f_k'\}$ 的个数; ξ_n 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 $\min(d(\bar{v}_k, \bar{v}_j'))$, 当 $\min(d(\bar{v}_k, \bar{v}_j'))$ 小于给定的阈值 ϵ 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 ϵ , 则无匹配点 (文中 $\xi_1 = 1.24$, $\xi_2 = 0.96$, $\xi_3 = 1.17$, $\epsilon = 0.055$)。

Step3 $k = k + 1$, 重复步骤 Step2, 直到原始特征点集 $\{f_k\}$ 中的点全部处理完毕。

2.2 几何攻击恢复

常见的几何攻击例如旋转、缩放、平移、长宽比改变等都可以用仿射变换 T 表示。坐标为 (x, y) 的点经过仿射变换 T 后变成 (x', y') , 则:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = T \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_x & 0 \\ 0 & Z_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (9)$$

上述仿射变换 T 是围绕着坐标原点进行的, 实际图像在几何攻击时不存在这样一个不变的坐标原点。通过 2.1 节获得攻击后的匹配点集 $\{Mh_i\}$, 也就是原始特征点 (x_i, y_i) 和攻击后对应的特征点 (x_i', y_i') , 假设仿射变换 T 围绕点 (x_i, y_i) 进行 (攻击后位置是 (x_i', y_i')), 则对于匹配点对 (x_j, y_j) 、 (x_j', y_j') 有 ($i, j = 1, 2, \dots, \omega, i \neq j, \omega$ 是匹配对总数):

$$\begin{pmatrix} x_j' \\ y_j' \\ 1 \end{pmatrix} = T \begin{pmatrix} x_j \\ y_j \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_x & 0 & 0 \\ 0 & Z_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_j \\ y_j \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$\begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & -x_i \cos(\theta) + y_i \sin(\theta) + x_i' \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & -x_i \sin(\theta) - y_i \sin(\theta) + y_i' \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_j \\ y_j \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ 1 \end{pmatrix}$$

同样对于匹配点对 (x_i, y_i) 、 (x_i', y_i') 也有:

$$\begin{pmatrix} x_i' \\ y_i' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_x & 0 & 0 \\ 0 & Z_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

$$\begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & -x_i \cos(\theta) + y_i \sin(\theta) + x_i' \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & -x_i \sin(\theta) - y_i \sin(\theta) + y_i' \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ 1 \end{pmatrix}$$

两式相减再化简, 得:

$$\begin{pmatrix} x_j' - x_i' \\ y_j' - y_i' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Z_x & 0 \\ 0 & Z_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_j - x_i \\ y_j - y_i \end{pmatrix} \quad (12)$$

转化后得:

$$Z_x = [\cos(\theta)(x_j - x_i) + \sin(\theta)(y_j - y_i)] / (x_j' - x_i') \quad (13)$$

$$Z_y = [-\sin(\theta)(x_j - x_i) + \cos(\theta)(y_j - y_i)] / (y_j' - y_i') \quad (14)$$

其中, Z_x 是水平缩放因子, Z_y 是垂直缩放因子, θ 是旋转角度, t_x 是水平平移因子, t_y 是垂直平移因子。

几何攻击恢复具体过程如下:

Step1 在匹配点集 $\{Mh_i\}$ 中选取 $i = 1$ 点作为形变中心, 旋转系数 ψ (初始为 0), 随着 $j = 1, 2, \dots, \omega, i \neq j$ 变化时, 取得一系列对应的缩放因子 Z_{xij}, Z_{yij} 。

Step2 比较所得的 Z_{xij} 和 Z_{yij} 。当 Z_{xij} 中相等的个数大于 $\omega/2$ 且 Z_{yij} 中相等的个数也大于 $\omega/2$ 时, 获得旋转因子 $\theta = \psi$, Z_{xij} 中相等的个数大于 $\omega/2$ 的系数即为水平方向缩放因子 Z_x , Z_{yij} 中相等的个数大于 $\omega/2$ 的系数为垂直方向缩放因子 Z_y , 转到 Step4; 否则执行 Step3。

Step3 $\psi = \psi + 1$, 重复步骤 Step1、Step2。当 $\psi = 360$ 时, 算法结束。

Step4 求出缩放和旋转因子后, 就很容易求出平移因子 t_x, t_y 。

求出仿射变化 T 后, 对其进行逆变换, 实现对几何形变的图像矫正, 恢复水印的同步性。

3 水印过程的实现

3.1 水印嵌入

图像在经过小波变换后, 能量主要集中在低频逼近子带部分。把水印嵌入到该子带中, 将具有很好的鲁棒性, 但透明性较差, 高频子带则正好相反。为了确保既要有较好的鲁棒性又有好的透明性, 本文选择在图像小波变换低频带中的纹理子带上, 假设对图像做 N 层小波分解, 即在 HL_N, LH_N 和 HH_N 子带中嵌入水印。

图像空间域的一个图像块对应于小波变换域中的几个分块, 可由一棵四叉树表示其位置关系, 根据它们所在的方向可分成水平、垂直和对角子树, 总称为小波子树。各小波子树的树根在低频纹理子带, 即水平子树的树根在 HL_N 子带, 垂直子树的树根在 LH_N 子带, 对角子树的树根在 HH_N 子带; 对应于相同方向, 同一空间位置的不同尺度的小波系数是它的

孩子,如图1所示(以3层小波分解为例)。3个低频纹理子带都对应着空间域同一区域,如果都嵌入水印,则会引起噪声的叠加,所以只能选择其中一个位置嵌入水印。在小波域中,各方向子树的能量大小表示其对应的图像块在水平、垂直和对角方向的纹理性,能量越大,纹理越强。根据人眼对纹理的掩蔽特性,本文选择在能量最大的小波子树所对应的低频纹理子带中嵌入水印。水印嵌入具体过程如下:

Step1 生成水印序列 W 。利用密钥 Key 产生一个服从于均值为0、方差为1的高斯分布二值伪随机实数序列,取值为 $\{1, -1\}$,与小波低频子带等大。

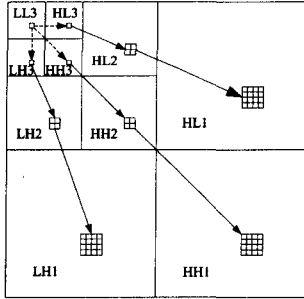


图1 小波分解和小波树示意图

Step2 小波分解。对大小为 $M \times M$ 的图像 I 进行 N 级小波分解,形成一个金字塔结构的子带序列,按照空间分辨率由低到高的顺序,从顶层到底层的子带依次为 $LL_N, HL_N, HL_N, HH_N, HL_{N-1}, \dots, HH_1$ 。

Step3 选择嵌入位置。计算对应于同一图像块的各小波子树叶子节点的平均能量,把水印嵌入到能量最大子树所对应的根节点中。在统计小波子树能量时,把根节点排除在外的原因是:该位置是用来嵌入水印的,当水印嵌入后,会改变嵌入点的值,从而会改变对应的小波子树的能量排列。

$$e_d^2(x, y) = \frac{1}{2^{2 \times (N-n)}} \sum_{i=1}^{2^{N-n}} \sum_{j=1}^{2^{N-n}} |Y_d^2(2^{N-n}x+i, 2^{N-n}y+j)| \quad (15)$$

$$E_d(x, y) = \frac{\{e_d^{N-1}(x, y) + e_d^{N-2}(x, y) + \dots + e_d^1(x, y)\}}{(N-1)} \quad (16)$$

其中, $d = \{1, 2, 3\}$, 表示水平、垂直和对角方向。 (x, y) 为系数的带内坐标 $(x, y \in \{1, \dots, M/2^n\})$ 。 $e_d^2(x, y)$ 表示 d 方向、带内坐标为 (x, y) 的根节点的小波子树在第 n 级叶子节点的平均能量。

Step4 水印自适应嵌入。水印嵌入到由 Step3 确定的低频纹理子带中,按如下公式自适应嵌入:

$$Y_d'(x, y) = Y_d(x, y) + \alpha H_d(x, y) W(x, y) \quad (17)$$

其中,

(1) $Y_d'(x, y)$ 表示 d 方向低频纹理子带、带内坐标为 (x, y) 的被嵌入水印系数;

(2) α 表示水印嵌入强度,协调水印整体的透明性与鲁棒性;

(3) $H_d(x, y)$ 表示嵌入点的自适应调节参数。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, $H_d(x, y)$ 可定义如下:

$$H_d(x, y) = F_d(x, y) B_d(x, y)^{0.2} T_d(x, y)^{0.2} \quad (18)$$

其中, $F_d(x, y)$ 是频率掩蔽因子,实验中 $N=3$ 时,

$$F_d(x, y) = 5 \times \begin{cases} 0.16\sqrt{2}, & d=3 \\ 0.16, & d=1, 2 \end{cases} \quad (19)$$

$B_d(x, y)$ 是亮度掩蔽因子,逼近子带系数的大小表示图像块的平均能量,值越大则图像块亮度值越高,越小则亮度值越低。具体定义如下:

$$B_d(x, y) = 1 + \frac{|LL(x, y) - \text{mean}(LL)|}{\text{mean}(LL)} \quad (20)$$

其中, $LL(x, y)$ 为带内坐标,是 (x, y) 的逼近子带系数值。 $\text{mean}(LL)$ 为低频逼近子带系数平均值。

$T_d(x, y)$ 是纹理掩蔽因子, $T_d(x, y) = E_d(x, y)$ 。

Step5 将嵌入水印后的图像做 DWT 逆变换,得到含水印的图像。

Step6 提取原始特征点模板。按 2.4 节所述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 $\{\nu_k\}$ 。

3.2 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:

Step1 对待检测图像 I' 用 2.1 节方法提取特征点集 $\{f_k'\}$ 和特征矢量集 $\{\nu_k'\}$, 对应原始特征点集 $\{f_k\}$ 和原始特征矢量集 $\{\nu_k\}$ 按 2.2 节的方法恢复几何形变,实现水印的重同步。

Step2 进行与水印嵌入阶段相同的 DWT 变换。

Step3 同嵌入水印步骤中的 Step3, 获取每一位水印嵌入的位置。

Step4 检测待检测方向子带与水印 W 的相关性:

$$\rho = \frac{2^{2N}}{M^2} \sum_{x=1}^{M/2^N} \sum_{y=1}^{M/2^N} Y_d'(x, y) W(x, y) \quad (21)$$

选取一合适的阈值 τ , 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存在, 否则水印不存在。判断阈值可以根据 Neyman-Pearson Criterion 求得, 定义如下:

$$\tau = 3.97 \sqrt{2\sigma^2} \quad (22)$$

其中, $\sigma^2 = \frac{M}{M^2} \sum_{x=1}^{M/2^N} \sum_{y=1}^{M/2^N} Y_d'(x, y)^2$ 。

4 实验结果

为了验证本文水印算法的有效性,对一些灰度标准图像做了仿真实验。这里给出了对 $512 \times 512 \times 8\text{bit}$ 的标准灰度图像 Lena, Baboon 和 Peppers 的测试结果。仿真实验中,对图像做 $N=3$ 的 DWT 变换。图 2 给出了水印嵌入强度 $\alpha=12$ 时图像 Lena, Baboon 和 Peppers 的实验结果,图 3 给出了检测时从含水印图像中提取的特征点,图 4 为原始图像和水印图像之差的绝对值放大 50 倍后的图像。结果表明,算法能够根据被嵌入水印图像的内容,自适应地调整水印嵌入强度,隐蔽效果较好,人眼感觉不到嵌入水印的图像与原始图像的差异,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。

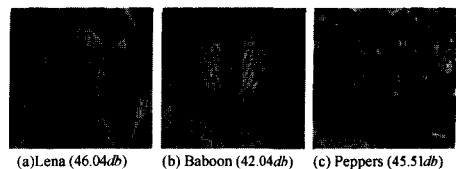


图2 水印嵌入结果

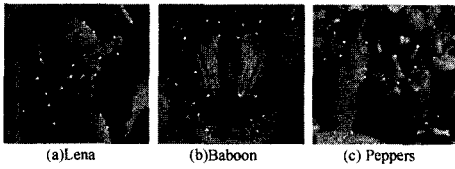


图3 从含水印的图像中提取特征点($\omega'=20$)

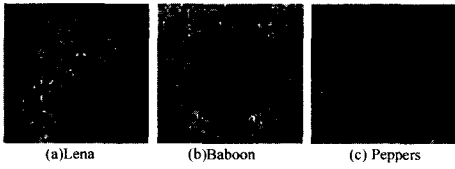


图4 差值图像

随机产生 1000 个取值为 1 和 -1 的二值序列, $n=500$ 时为嵌入真实水印。图 5 为水印检测器对这 1000 条待检测水印的响应输出(对 lena 图像), 其中检测器对正确水印序列的输出 $\rho(500)=1.02$, 大于阈值 τ (其值为 0.26), 并且对于不正确水印序列的输出都小于阈值。

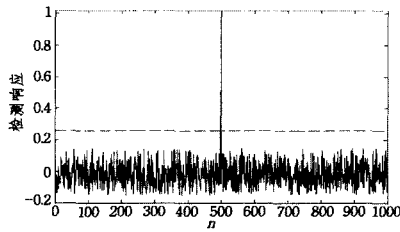


图5 水印可检测性验证结果

对含水印图像进行了高斯低通滤波、高斯噪声、椒盐噪声、中值滤波、剪切和 JPEG 压缩等常见的图像处理攻击。图 6 给出了图像抗 JPEG 压缩的鲁棒性能, 表 1 给出了部分测试结果。结果表明, 算法对常见图像处理攻击具有很高的鲁棒性, 且算法嵌入具有很好的自适应性。对于纹理越强的图像, 嵌入强度也越大, 鲁棒性能也越好。

表1 水印抗常规图像处理攻击后的检测响应表

攻击方式	检测响应		
	lean	Baboon	Peppers
高斯噪声	0.965	0.958	0.963
椒盐噪声	0.978	0.934	0.957
低通滤波	0.716	0.725	0.719
中值滤波	0.890	0.907	0.902
剪切(保留中心 50%)	0.715	0.689	0.709

常见的几何攻击包括旋转、缩放、平移、行列移除等。我们对含水印图像 Lena 进行上述各种攻击之外, 还进行了几种组合攻击, 并与文献[8]方法在抗几何变换的水印鲁棒性能进行了比较。图 7 为水印图像受到旋转并剪切成同样大小的攻击后两种方法的真实水印检测响应值与旋转角度的关系。图 8 为水印图像受到尺度缩放攻击后两种方法真实检测响应值与缩放因子的关系。图 9 为水印图像受到 X 方向平移的攻击后两种方法的真实水印检测响应相关值与平移像素的关系。实验结果证实, 本文所提出的水印方案对常规图像处理和几何变换攻击均具有较强的鲁棒性, 并且该水印算法对不等比例缩放等不规则几何变换和一些组合几何变换也具有一定的鲁棒性(文献[8]方法对这样的攻击检测失败)。表 2 给出了部分几何攻击的实验结果。

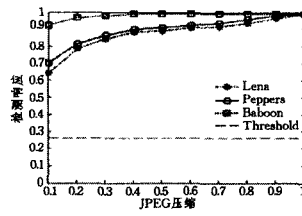


图6 JPEG 压缩后的检测响应

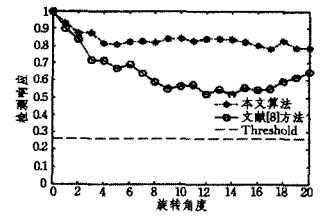


图7 图像受到旋转攻击后的检测响应

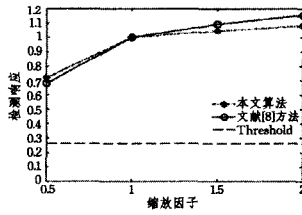


图8 图像受到缩放攻击后的检测响应

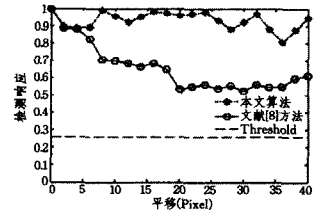


图9 图像受到平移攻击后的检测响应

表2 水印抗常规图像处理攻击后的检测响应表

攻击方式	检测响应	
	本文方法	文献8方法
缩放 $x=0.8, y=1.2$	0.85	失败
缩放 $x=1.2, y=0.6$	0.77	失败
缩放 $x=0.6, y=0.8$	0.78	失败
缩放 $x=1.2, y=1.6$	0.89	失败
缩放 $x=2.0, y=0.8$	0.83	失败
缩放 0.6+旋转 30°	0.57	失败
缩放 0.8+旋转 10°	0.70	失败
缩放 1.2+旋转 15°	0.79	失败
缩放 1.5+旋转 45°	0.75	失败
缩放 $x=0.8, y=0.6$ +旋转 10°	0.61	失败
缩放 $x=1.2, y=0.8$ +旋转 20°	0.78	失败
随机移除 20 行 20 列	0.96	失败
随机移除 20 行 40 列	0.94	失败

结束语 本文提出了一种基于特征点模板检测的 DWT 变换域水印算法。仿真实验结果表明, 本文算法不仅具有很好的透明性, 而且对常规信号处理和几何变换攻击均有较好的鲁棒性。算法具有以下几个特点:

(1) 在嵌入位置的选择上很好地协调了鲁棒性与透明性之间的矛盾。根据小波变换空间各子带呈树形结构的特性, 选择一棵小波树中纹理方向最强的小波子树的树根作为水印嵌入点。一方面, 保证水印嵌入到图像的重要位置, 且又符合人眼的掩蔽特性——水印嵌入到纹理方向, 这使水印具有较好的鲁棒性。另一方面, 避免了对逼近子带的修改, 确保了水印的透明性。

(2) 水印嵌入强度根据嵌入位置的内容自适应。在嵌入时, 按照嵌入系数在逼近子带对应系数的能量及其高频叶子结点的纹理性自适应地调整水印嵌入强度。

(3) 模板的特征点用 Harris-Laplace 算子提取特征点和特征尺度, 充分结合了 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, 大大的减少了运算时间。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同样具有很好的鲁棒性。

(4) 图像恢复只需要对特征点模板矩阵做简单的线性变换和搜索, 计算简单。

参考文献

- [1] Santa A, Guido A, Daniela P, et al. An Image Adaptive, Wavelet-based Watermarking of Digital Images[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 210(1/2): 13-21
- [2] 陈晨, 成礼智. 基于奇异值的 DWT 域公开零水印技术[J]. 通信学报, 2006, 27(11A): 81-84
- [3] 刘彤, 裴正定. 小波域自适应图像水印算法研究[J]. 计算机学报, 2002, 25(11): 1195-1199
- [4] 陈青苏, 祥芳, 王延平. 采用小波变换的鲁棒隐形水印算法[J]. 通信学报, 2001, 22(7): 42-45
- [5] Zhang Li, Qian Gong-bin, Xiao Wei-wei. Geometric Distortions Invariant Blind Second Generation Watermarking Technique Based on Tchebichef Moment of Original Image[J]. Journal of Software, 2007, 18(9): 2283-2294
- [6] 康显桂, 黄继武, 等. 抗仿射变换的扩频图像水印算法[J]. 电子学报, 2004, 32(1): 7-12
- [7] Zhang Li, Sam Kwong, Gang Wei. Geometric Moment in Image Watermarking[C]//Proceedings of the 2003 International Sym-

- posium on Circuits and Systems. 2003, 2: 25-28
- [8] 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
- [9] 张仁昌, 耿国华. 基于奇异值分解和小波变换的抗几何失真数字水印新方法[J]. 计算机应用与软件, 2007, 24(7): 33-35
- [10] Wang Xiang-yang, Wu Jun, Niu Pan-pan. A New Digital Image Watermarking Algorithm Resilient to Desynchronization Attacks[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2007, 2(4): 655-663
- [11] Bas P, Chassery J M, Macq B. Geometrically Invariant Watermarking Using Feature Points[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 11(9): 1014-1028
- [12] Lee Hae-Yeoun, et al. Evaluation of Feature Extraction Techniques for Robust Watermarking[J]. Lecture Notes in Computer Science, Germany: Springer, 2005, 3710: 418-431
- [13] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86

(上接第 230 页)

89.55%; 而后的只从 48.11% 上升到 63.25%。很明显, 与分类准确率变化情况相似, 采用本文设计的文本表示模型进行文本表示的分类器, 其分类召回率总是比采用基本向量空间模型进行文本表示的分类器的高。

从以上两图可以看到, 基于文中所涉及的方法在处理训练文本集合小的情况下, 与基于词根的文本表示模型相比, 能挖掘出更多的表现训练文本集合内容的语义特征, 从而提高了文本分类的准确率和召回率。

4.2.2 信息过滤效果测试实验

由于文中设计的基于上述概念分析的段落化分类策略最终要应用到基于内容的信息过滤中, 因此, 试验中还将上述分类器应用于网络信息过滤的测试实验。试验中, 对色情、暴力和合法 3 个类别进行训练和测试, 训练和测试文档集均选自搜狗大规模语料库, 每个类别各选取 1200 篇, 其中 1000 篇用于训练, 200 篇用于测试。其中合法类别是从非暴力和色情的文档集中随即选取的 1200 篇文档。训练后测试结果如表 2 所列。

表 2 过滤效果测试统计数据

类别	文本数量	有效过滤数		准确率(%)	
		整体匹配	段落化匹配	整体匹配	段落化匹配
色情	200	187	192	93.50	96.00
暴力	200	176	184	83.00	92.00
合法	200	143	161	71.50	80.05

从表 2 可以看出, 改进算法表现出了较好的过滤效果, 同时, 对色情暴力等具有鲜明特色的类别具有更好的分类效果, 而最终要过滤的就是该类不良信息。

综合上述数据可以看出, 上述匹配和分类策略应用于信息过滤具有较好的过滤不良信息的能力, 因此上述方法的应用是有效的。

结束语 本文针对当前信息过滤中分类系统由于某些文档匹配度过低导致分类错误的现象, 采用段落作为匹配元素, 以提高过滤效果。同时, 针对自然段落匹配过程中存在的一些问题, 引入基于概念的文本段落划分方法。实验证明, 基于

该文本段落划分的段落匹配机制能够获得较好的召回率和准确率, 能够有效地实现基于内容的文本信息过滤。

参考文献

- [1] 程妮, 崔建海, 王军. 国外信息分类系统的研究综述[J]. 现代图书情报技术, 2005(6): 30-38
- [2] 田范江, 等. 进化式信息分类方法研究[J]. 软件学报, 2000, 11(3): 328-333
- [3] 庞剑锋, 卜东波, 白硕. 基于向量空间模型的文本自动分类系统的研究与实现[J]. 计算机应用研究, 2001(9): 23-29
- [4] Hind J. Organizational Patterns in Discourse, Syntax and semantics: Discourse and Syntax[M]. New York: Academic Press, 1979
- [5] 赵丰年, 刘林, 商建云. 基于概念的文本过滤模型[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(4): 186-188
- [6] 张俐, 王宝库, 姚天顺. 从英文 WordNet 到中文 WordNet[C]// 中文信息处理国际会议论文集. 北京: 清华大学出版社, 1998: 355-360
- [7] 于江生, 俞士汶. 中文概念词典的结构[J]. 中文信息学报, 16(4)
- [8] 阎蓉, 张蕾. 一种新的汉语词义消歧方法[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(3)
- [9] 郑文贞. 段落的组织[M]. 福州: 福建人民出版社, 1984
- [10] Yang Y. An evaluation of statistical approaches to Text Category[J]. Journal of Information Retrieval, 1999, 1(1/2): 67-88
- [11] 郑海, 林鸿飞. 基于段落匹配的文本分类机制[J]. 计算机工程与应用, 2004(28): 174-176
- [12] Stephan B, Andreas H. Boosting for text classification with semantic features[C]//Proceedings of the MSW 2004 Workshop at the 10th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Seattle, WA, USA, 2004
- [13] 林鸿飞, 战学刚, 姚天顺. 基于概念的文本结构分析方法[J]. 计算机研究与发展, 2000, 37(3): 324-328
- [14] Zhu Zhenfang, Liu Peiyu, Lu Ran. Research of text classification technology based on genetic annealing algorithm[C]// ISCID 2008. 2008: 265-269