

基于 SIFT 特征点的抗几何攻击水印算法

李 健, 叶有培, 何春梅, 韩 牟

(南京理工大学计算机学院, 南京 210094)

摘要: 提出一种利用尺度不变特征变换(SIFT)特征点实现对抗几何攻击的水印方案。基于特征点构造 Delaunay 三角网, 依靠 SIFT 特征点的抗几何变换性实现图像三角形区域的抗几何攻击。在提取部分图像内容的基础上, 按照多对一的原则, 使用改进的加性方法嵌入水印信息。实验表明, 该算法能够较好地抵抗几何攻击和一般的信号处理攻击。

关键词: 数字水印; 尺度不变特征变换; 几何攻击; Delaunay 三角网

Watermark Algorithm Against Geometric Attacks Based on SIFT Feature Point

LI Jian, YE You-pei, HE Chun-mei, HAN Mu

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

【Abstract】 The image watermark scheme based on Scale Invariant Feature Transform(SIFT) feature is proposed for resisting geometric attacks. The feature points are used to construct the Delaunay triangular mask, which can make the triangle to against geometric attacks based on the SIFT point's ability of resisting geometric attacks. Watermark according the several-for-one principle is embedded in the image content using additive method. Experiments demonstrate that the algorithm can well withstand geometric attacks and usual signal processing attacks.

【Key words】 digital watermark; Scale Invariant Feature Transform(SIFT); geometric attacks; Delaunay triangular mask

1 概述

随着数字多媒体技术的快速发展, 数字水印技术已经成为多媒体版权保护的一项重要手段。而数字水印技术面临着各种不同类型的攻击, 包括信号处理攻击、几何攻击、协议攻击和敏感性攻击等。其中, 几何攻击就是利用旋转、平移、尺度变换等几何变换方法, 使检测图像失去同步, 无法正确验证水印信息。针对几何攻击提出了一些新的方法, 取得了很好的效果。文献[1]提出了一种利用 Harris 角点构造 Delaunay 三角形, 在三角形中重复嵌入水印的方法, 这种方法结合了基于特征点和基于图像自身方法的特点。文献[2]也构造了 Delaunay 三角形, 但是没有利用 Harris 角点, 而是改用不同尺度的高斯核滤波发现特征点, 在三角形的稳定性上取得了进展。文献[3]中的方法基本与文献[1]相似, 只是在嵌入水印时引入了小波域, 提高了水印信息的不可见性。这些方法都是建立在 Delaunay 三角剖分的基础上。

实验证明, Delaunay 三角剖分的确具有很好的稳定性, 但是构造三角形的特征点的抗几何攻击性能, 尤其是抗尺度变换的能力, 成了制约这种方法效果的瓶颈。Harris 角点, 对平移和旋转有很好的鲁棒性, 但是对尺度变换比较敏感。同样, 文献[2]中的高斯核滤波方式, 需要通过多次实验确定滤波的尺度, 增加了大量的额外工作。并且在尺度的确认过程中, 需要人为地判断和干预, 限制了这种算法的应用。本文在此基础上, 提出了一种利用尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)特征点的抗几何攻击的数字图像水印算法。

2 SIFT 特征点

2004年, 哥伦比亚大学的 David Lowe 提出了一种新的

特征点提取算法——SIFT 算法^[4], 成功地应用在了目标识别、图像复原、图像拼接等领域^[5]。

SIFT 变换提取特征点这个过程通过 4 步完成:

(1) 立体化平面图像。

尺度空间的图像是利用一组连续的高斯卷积核与原图像进行卷积生成的。将相邻尺度的图像相减就可以得到一组 Difference-of-Gaussian(DoG)图像 $D(x, y, \sigma)$, 搜索局部极值点确定备选的特征点。

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

$$D(x, y, m\sigma) = (G(x, y, k^m\sigma) - G(x, y, k^{m-1}\sigma)) \times I(x, y) \quad (2)$$

$m = 1, 2, \dots, s, k = 2^{1/s}$

其中, $D(x, y, m\sigma)$ 表示相邻尺度的 DoG 图像。

(2) 利用式(3)进行筛选, 选出对比度高的非边缘响应点, 增强匹配稳定性 S 。

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (3)$$

稳定性可以表示为

$$S = \frac{(D_{xx} + D_{yy})^2}{D_{xx}D_{yy} - D_{xy}^2} < \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}$$

其中, γ 表示最大特征值和最小特征值的比率, 用来控制特征点的稳定性。

(3) 为每个选定的特征点指定方向。梯度的模和角度可以

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(600472061)

作者简介: 李 健(1979 -), 男, 博士研究生, 主研方向: 数字水印, 信息安全; 叶有培, 教授; 何春梅、韩 牟, 博士研究生

收稿日期: 2009-06-20 **E-mail:** li_jian7979@hotmail.com

表示为式(4)和式(5)。

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2} \quad (4)$$

$$\theta(x,y) = \tan^{-1} \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \quad (5)$$

其中, $L(x,y) = G(x,y,\sigma) \times I(x,y)$ 。

(4)生成 $4 \times 4 \times 8$ 的描述符。

为了比较 SIFT 特征点和 Harris 角点的抗几何攻击性,用攻击前后特征点的匹配率作为比较依据。特征点的匹配率 η 可以表示为

$$\eta = \frac{\text{匹配点个数}}{\min(\text{原特征点数}, \text{攻击后特征点数})} \quad (6)$$

采用 Lena 图做测试图像,测试结果如表 1 所示。从表中可以看出,SIFT 特征点和 Harris 角点相比,其抗平移和旋转的效果都不错,但在缩放攻击下,SIFT 特征点有明显的优势。

表 1 SIFT 特征点和 Harris 角点比较结果

攻击类型	比较内容	平移/像素		缩放/倍		旋转/(°)	
		(55,55)	(-10,-15)	1.5	0.5	90	5
SIFT 特征点	原特征点/个	1 236	1 236	1 236	1 236	1 236	1 236
	攻击后/个	1 095	1 220	2 087	354	1 218	1 187
	匹配/个	1 080	1 204	1 050	273	1 182	1 092
	匹配率	0.986 301	0.986 885	0.849 515	0.771 186	0.970 443	0.919 966
Harris 角点	原特征点/个	1 114	1 114	1 114	1 114	1 114	1 114
	攻击后/个	931	1 071	1 853	319	1 114	897
	匹配/个	880	1 018	832	227	918	807
	匹配率	0.945 220	0.950 514	0.746 858	0.711 599	0.824 057	0.899 666

3 水印的嵌入和提取

3.1 水印的嵌入

水印的嵌入步骤如下:

Step1 根据第 2 节介绍的 SIFT 特征点提取方法,提取原始图像的 SIFT 特征点。选择尺度在 6~10 之间的特征点,作为提取的有效特征点。

Step2 利用 SIFT 特征点,构造 Delaunay 三角网。

Step3 选择 Delaunay 三角网中的三角形进行规则化。

如果三角形中像素点的数目为 β ,要求选择的三角形 $\beta \geq \frac{64 \times 64}{2}$ 。将符合条件的三角形化为边长为 64 的等腰直角三角形。因为角度不具有仿射变换不变性,所以根据转换前后三角形角的对应关系,规则化的方法一共有 6 种。这里选择将三角形的 3 个角进行排序,最大的角映射为 90° 角,中间的角映射为右上 45° 角,最小角映射为左下 45° 角。

在三角形的筛选过程中,设定条件是为了实现多点到一点的映射,从图 1 可以明显看出映射后的区别。

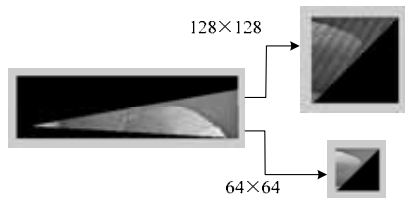


图 1 规则化三角形结果比较

Step4 在规则化的三角形中嵌入水印信息。

为了减少水印信息对特征点提取过程的影响和消除三角形边缘像素的相互干扰,选择规则三角形的中心区域 Ω 作为水印的嵌入区域。

$$\Omega = \begin{cases} x & 5 \text{ and } x \leq 54 \\ y & \max(12-x, 5) \text{ and } y \leq \min(54, 61-x) \end{cases} \quad (7)$$

对三角形规则化和嵌入区域的选择如图 2 所示。

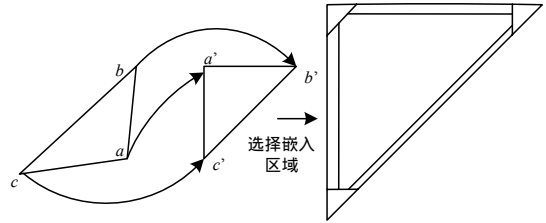


图 2 三角形规则化和嵌入区域的选择

在嵌入区域嵌入水印,嵌入方法如下式所示。

$$\Xi'(x_i, y_i, t_i) = \begin{cases} m_i = 1 & \begin{cases} \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa < \frac{1}{4}\kappa \\ \Xi(x_i, y_i, t_i) - \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa + \frac{3}{4}\kappa \\ \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa < \frac{1}{4}\kappa \\ \Xi(x_i, y_i, t_i) - \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa - \frac{1}{4}\kappa \end{cases} \\ m_i = 0 & \begin{cases} \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa < \frac{3}{4}\kappa \\ \Xi(x_i, y_i, t_i) - \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa + \frac{5}{4}\kappa \\ \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa < \frac{3}{4}\kappa \\ \Xi(x_i, y_i, t_i) - \Xi(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa + \frac{1}{4}\kappa \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

Step5 将嵌入水印信息的三角形逆规则化,替换原来图像中的三角形。

Step6 重复 Step3~Step6,直到所有符合条件的三角形都嵌入了水印信息。

3.2 水印的提取

水印的提取过程基本与嵌入过程相同,在三角形规则化之后,用式(9)和式(10)计算水印信息。

$$m(x_i, y_i, t_i) = \begin{cases} 1 & \Xi_w(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa < (1/2)\kappa \\ 0 & \Xi_w(x_i, y_i, t_i) \bmod \kappa < (1/2)\kappa \end{cases} \quad (9)$$

$$m_i = \begin{cases} 1 & \text{sum}(m(x_i, y_i, t_i)) \times 2 > \text{对应点个数} \\ 0 & \text{sum}(m(x_i, y_i, t_i)) \times 2 \leq \text{对应点个数} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\Omega_w(x, y)$ 表示检测图像提取的三角形规则化后的图像, $(x_i, y_i) \in \Omega_w$ 。

将提取出的水印图像与标准水印图像进行相关性计算,判断检测图像是否存在水印信息。由于在多个三角形中嵌入了相同的水印图像,因此只要有一个三角形中判别存在,就可以判断检测图像含有水印信息。

4 实验结果

为了验证方案对几何攻击的鲁棒性,分别对尺寸为 512×512 、类型不同的多幅图像进行了实验,实验数据如表 2 所示。

表 2 实验结果

图像	平移/像素		旋转/(°)		缩放/倍			加噪 (高斯)	滤波 (中值)
	(-10,-5)	(5,15)	-5	45	1.5	0.8	0.2		
house	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y
map	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	N	Y
plane	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	N
boat	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y
baboon	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y
lena	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
peppers	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y
cameraman	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
lake	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	N	N
elaine	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y

(下转第 174 页)