

基于局部不变特征及离群检测的图像区域 克隆认证算法

乐德广¹ 姜楠¹ 郑力新¹ 李晓潮²

(华侨大学工学院 泉州 362021)¹ (厦门大学信息科学与技术学院 厦门 361005)²

摘要 针对数字图像出现的区域克隆安全问题,提出基于局部不变特征及离群检测技术的数字图像区域克隆认证算法。该算法首先通过高斯差分算子检测图像尺度空间中具有局部不变特征的特征点;接着,基于欧氏距离相似性度量及最近邻距离比率匹配策略,通过局部不变特征匹配检测图像区域克隆;最后,通过离群检测验证匹配结果。实验表明,该算法不但对图像区域克隆具有很好的检测效果,而且能有效抵御各种后处理篡改攻击。此外,与现有算法相比,本算法具有较高的计算效率。

关键词 图像认证,克隆篡改,局部不变特征,离群检测

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.12.025

Image Region Cloning Authentication Algorithm Based on Local Invariant Feature and Outlier Detection

LE De-guang¹ JIANG Nan¹ ZHENG Li-xin¹ LI Xiao-chao²

(College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)¹

(School of Information Science & Technology, Xiamen University, Xiamen 361005, China)²

Abstract In order to deal with the security problem of image region cloning, this paper proposed a image region cloning authentication algorithm based on local invariant feature and outlier detection. Firstly, this algorithm detects the point with local invariant feature in the scale space of image by DoG function. Secondly, this algorithm detects the image region cloning by means of local invariant feature match through the similarity measurement of euclidean distance and match policy of nearest neighbor distance ratio. Finally, the algorithm verifies the match results by means of outlier detection. The test results show the algorithm not only can detect the cloned region of image correctly, but also can prevent the different attacks of cloned image efficiently. Besides, the detection speed of cloned image is higher compared with other methods.

Keywords Image forensics, Cloning tampering, Local invariant feature, Outlier detection

1 引言

随着数字化技术的发展,数字图像生成和获取变得十分容易。此外,图像处理技术的不断进步使得人们可以通过各种图像处理工具处理数字图像信息。数字图像及其处理技术的出现在给人们日常生活和工作方式带来便利的同时,犯罪分子也常常将数字图像进行各种克隆篡改,来达到其犯罪的目的,从而逐渐影响人们对数字图像的信任^[1]。因此,加强数字图像的克隆篡改认证研究^[2]是非常有必要的。

过去几年,相关领域的专家和学者对数字图像克隆篡改认证进行了广泛研究,并提出了不同的检测方法^[3],包括基于块匹配、像素匹配和局部不变特征匹配等。在文献^[4]中, Fridrich 等人提出基于离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)的图像篡改检测算法。该算法直接对原始图像分块,一次移动一个像素的滑动操作使得图像块的数目非常大,且该算法提取的特征量维数较多,因此计算复杂性高。为降

低检测计算复杂度, Popescu 和 Farid 运用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)方法来降低图像块的表示维数,对各图像块的主分量表示进行量化,而后再按字典顺序排序,从而提高匹配速度和检测效率^[5]。为提高检测的鲁棒性,文献^[6]将图像分解为小块,并提取图像块像素域的7个鲁棒性特征来表征图像块,再采用主位移矢量的方法比较各小块间的相似性来定位篡改区域,最后利用主转移向量方法去除错误的相似块,对得到的克隆篡改区域进行优化。以上算法现均基于图像块匹配,其子块在几何变换下不具有不变性,如果被克隆区域发生形变,则容易造成误判,甚至失效。此外,以上这些算法都是基于块匹配思想来检测认证图像的克隆区域,其定位只能精确到一个块。为解决篡改区域定位精度低的问题,文献^[7]提出一种基于像素匹配的篡改检测算法。该算法采用离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)对图像进行降维,降维后的图像用相位相关求得克隆区域间的位移,然后根据所求位移采用像素匹配来定位图像

到稿日期:2013-06-25 返修日期:2013-08-16 本文受福建省物联网云计算平台建设项目(2013H2002),泉州市科技计划项目(2012Z83)以及华侨大学教师科研启动基金(12Y0357)资助。

乐德广(1975—),男,博士,主要研究领域为信息安全, E-mail: ledeguang@gmail.com; 姜楠(1989—),女,硕士生,主要研究领域为信息安全; 郑力新(1967—),男,博士,教授,主要研究领域为图像处理与信息安全; 李晓潮(1970—),男,博士,副教授,主要研究领域为信息安全。

的克隆区域。该算法在克隆区域恰好位于两个或两个以上的图像小块的交叉部分时,可能因为任意两个图像子块中相似的区域太小而无法正确检测。

本文在回顾和分析已有方法基础上提出基于局部不变特征及离群检测的图像区域克隆篡改认证算法。首先,采用高斯差分变换^[8,9]产生的几何特征不变量来对抗篡改者,对篡改区域进行诸如平移、旋转及缩放等几何相似变换,并利用SIFT算法^[10,11]检测具有局部不变特征的特征点。其次,通过KD-Tree结构和BBF算法加快最近邻特征点检测速度,并结合欧氏距离比率原则提高匹配的相似性。然后,根据匹配特征点对提出克隆区域检测准则和克隆区域认证准确度标准。为提高克隆区域认证的准确度,还通过离群检测去除误检测点,在提高图像检出率的同时,大大降低了检测误检率。实验结果显示,本算法能够很好地抵抗几何变换和畸变攻击,此外,在保证图像篡改检测的质量下,检测的速度明显得到了提高。

2 算法概述

本文的图像区域克隆认证算法是利用对图像的相似变换保持不变性的算子来检测具有局部不变特征的特征点,然后通过对局部不变特征点进行匹配来检测图像的克隆区域。经过克隆篡改检测之后,可以获得图像中的克隆区域。但是因为初步的克隆区域篡改检测可能存在误匹配的点对,所以产生错误的克隆区域。为提高图像区域克隆篡改认证的正确率,需要对区域克隆篡改检测出的匹配点对进行离群检测,去除误匹配,从而降低误检率。最后,将图像克隆区域检测结果通过点线连接的方式输出。图1给出算法的总体流程。

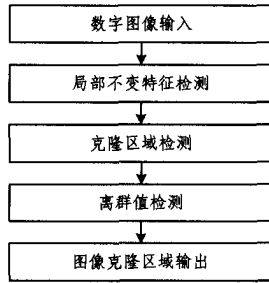


图1 算法总体流程

3 局部不变特征检测

数字图像的局部不变特征检测是本文算法的前提,本文通过图像尺度空间进行局部不变特征检测。尺度空间是对图像同时在多个尺度上进行表述的框架^[12],设 $I(x, y)$ 为一幅二维图像,则该图像的尺度空间 L 定义为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

其中, x 和 y 表示图像二维空间的横坐标和纵坐标, σ 表示尺度因子, $*$ 为卷积运算。 $G(x, y, \sigma)$ 为二维高斯函数:

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

在图像局部不变特征提取中,为了能够获取图像中对旋转和尺度缩放保持不变的特征点,需要用 DoG 算子对图像进行处理^[13],如式(3)所示。

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, k 为两相邻尺度空间倍数的常数。设 $\sigma(o, s) = \sigma_0 2^{o+s/S}$,

其中 σ_0 是基准层尺度因子, $s \in [0, \dots, S-1]$, $o \in [o_{\min}, \dots, o_{\min} + O - 1]$, 因此 $k = 2^{1/S}$ 。

令 $G(x, y, \sigma(o+1, s)) = DS(G(x, y, \sigma(o, s)), \theta)$, DS 为降采样函数^[14], θ 为降采样因子, 则称 $D(x, y, \sigma(o, s))$ 为图像 $I(x, y)$ 的高斯差分金字塔。在图像 $I(x, y)$ 的高斯差分金字塔 $D(x, y, \sigma(o, s))$ 中, \exists 像素点 $I(x_i, y_i)$ 满足:

$$\text{s. t. } \forall D' \in \{D(x_{i\pm j}, y_{i\pm k}, \sigma(o, s \pm l)), j, k, l = [0, 1], j \neq k = 0\}$$

$$Local-extrema(I(x_i, y_i)) \Leftrightarrow |D'| < |D_i| \vee |D'| > |D_i| \quad (4)$$

其中, $D_i = D(x_i, y_i, \sigma(o, s))$ 为像素点 $I(x_i, y_i)$ 在高斯差分金字塔中尺度因子为 $\sigma(o, s)$ 的 DoG 值, D' 为 $I(x_i, y_i)$ 在高斯差分金字塔尺度因子为 $\sigma(o, s \pm l)$, $l = [0, 1]$ 的相邻点的 DoG 值, 则称该检测点 $I(x_i, y_i)$ 为极值点, 图像 $I(x, y)$ 所有的局部极值点集合为 $LE = \{I(x_i, y_i)\}$ 。

$I(x_i, y_i)$ 为离散空间的极值点, 需要通过亚像素插值方法将 $I(x_i, y_i)$ 插值得到连续空间的极值点^[15]。首先, 将 DoG 算子在候选极值点 $I(x_i, y_i)$ 周围用泰勒公式展开:

$$\begin{aligned} D(X) &= D(X_i) + \frac{\partial D^T}{\partial X} (X - X_i) + \frac{1}{2} (X - X_i)^T \\ &\quad \frac{\partial^2 D}{\partial X^2} (X - X_i) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $X = (x, y, \sigma)^T$ 为极值点的位置和尺度信息向量, $X_i = (x_i, y_i, \sigma)^T$ 为候选特征点 $I(x_i, y_i)$ 的位置和尺度信息向量, $D(X_i)$ 为该点的高斯差分金字塔 DoG 值。对式(5)两边进行关于 $\Delta X = X - X_i$ 的求导, 并令一阶导数为 0, 得到式(6):

$$\Delta X = \frac{\partial^2 D^{-1} \partial D}{\partial X^2 \partial X} \quad (6)$$

当 ΔX 的 x 或 y 模值大于 0.5 时, 表明真正的特征点是偏向于周围的另外一点, 这时需要对候选极值点的位置进行调整, 即 $X_i = X_i + \Delta X$, 并用式(6)重新计算 ΔX , 直到 ΔX 的 x 或 y 模值都小于 0.5 时为止^[16]。最后, 将该 ΔX 加到候选极值点的坐标 X_i 中, 得到精确极值点的亚像素精确插值 \hat{X} , 如式(7)所示。

$$\hat{X} = X_i + \Delta X \quad (7)$$

因为 DoG 算子会产生较强的边缘响应, 为增强特征点稳定性和提高抗噪声能力, 需要消除对比度低的极值点和不稳定的边缘响应点。首先, 将极值点位置精确定位后的 \hat{X} 代入式(5), 则有:

$$D(\hat{X}) = D(X_i) + \frac{\partial D^T}{\partial X} \hat{X} \quad (8)$$

当 $|D(\hat{X})| < T_c$ 时, 该极值点将作为低对比度点被去除, 其中 T_c 为对比度阈值。

图像的边缘响应点在边缘交叉处的主曲率较大, 而在垂直方向上主曲率较小, 因此, 当极值点的主曲率比值大于阈值 γ 时, 将去除该极值点^[17]。设 DoG 的 Hessian 矩阵如式(9)所示:

$$H(\hat{X}) = \begin{pmatrix} D_{xx}(\hat{X}) & D_{xy}(\hat{X}) \\ D_{yx}(\hat{X}) & D_{yy}(\hat{X}) \end{pmatrix} \quad (9)$$

则 \hat{X} 主曲率和 H 的特征值 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k\}$ 成正比。令 α 和 β 分别为 H 的最大和最小特征值, 则矩阵 H 的迹和行列式分别如式(10)和式(11)所示:

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta \quad (10)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta \quad (11)$$

令 $\alpha = \gamma\beta$, γ 为比例系数, $\gamma > 1$, 则将特征值的关系代入到式(10)和式(11)的矩阵迹和行列式的比值中, 得到式(12):

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma\beta + \beta)^2}{\gamma\beta^2} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma} \quad (12)$$

式中, 在 $\alpha = \beta$ 时 $(1 + \gamma)^2 / \gamma$ 最小, 并随着 γ 的增大而增大。因此, \hat{X} 的 H 满足式(13)时, \hat{X} 为边缘响应点将被去除。

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} > \frac{(1 + \gamma)^2}{\gamma} \quad (13)$$

为使特征点具有旋转不变性, 在高斯尺度空间计算极值点的梯度模和梯度方向, 如式(14)和式(15)所示:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (14)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (15)$$

然后, 以特征点为中心取 16×16 的窗口, 每个窗口代表特征点邻域所在尺度空间的一个像素, 采用高斯加权在 4×4 的图像小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图, 绘制每个梯度方向的累加值。根据式(14)和式(15), 梯度方向直方图统计如式(16)所示^[13]:

$$h_{r(l, m)}(k) = \sum_{x, y \in r(l, m)} m(x, y) \left(1 - \frac{|\theta(x, y) - c_k|}{\Delta_k} \right), \quad \theta(x, y) \in bin(k) \quad (16)$$

其中, $r(l, m)$ 代表一个 4×4 图像块中第 l 行 m 列的子块, $l, m \in \{1, 2, 3, 4\}$ 。 c_k 为方向柱的中心, Δ_k 为方向柱的宽度, $h_{r(l, m)}(k)$ 代表 $r(l, m)$ 子块内的直方图。 (x, y) 表示 $r(l, m)$ 子块内像素点的坐标, 通过计算 $r(l, m)$ 子块中每个像素点的梯度模和方向, 并通过 $\sum_{x, y \in r(l, m)} m(x, y) (1 - |\theta(x, y) - c_k| / \Delta_k)$ 进行累加得到不同方向的柱, $k \in \{1, \dots, 8\}$ 表示 8 个不同方向。

一个特征点由 4×4 (共 16) 个子块组成, 所以特征点的描述子由所有子块的梯度方向直方图构成, 最终形成 128 维的特征点描述子, 如式(17)所示:

$$u = (h_{r(1,1)}(k_1), \dots, h_{r(l,m)}(k_l), \dots, h_{r(4,4)}(k_l)), k_l \in k \quad (17)$$

4 克隆区域检测

克隆区域检测是指通过量化局部不变特征之间的差异来识别相似区域。在图像认证研究中, 常用特征值距离来衡量图像局部不变特征之间的相似度, 常用的相似性度量有堆土机距离、马氏距离和欧氏距离等。其中, 欧氏距离适用于特征向量的各分量之间是正交无关且每个维度的重要程度相同的情况, 它是应用最广泛的独立准则。因此, 本文采用欧氏距离度量局部不变特征的相似度, 在 k 维空间中的欧氏距离如式(18)所示:

$$D(x, y) = \left[\sum_{i=1}^k (x_i - y_i)^2 \right]^{1/2} \quad (18)$$

高效的匹配策略可以大大节省高维特征向量之间匹配时间。局部不变特征的匹配方法有门限匹配法、最近邻匹配法和最近邻距离比率匹配法^[18]。由于局部不变特征的分度很高, 采用最近邻匹配法并不能获得很好的效果, 因此, 本文采用基于最近邻距离比率匹配方法。最近邻(Nearest Neighbor, NN)数学定义为: 给定一个 k 维空间 R_k 和 R_k 中数据点 p 的集合 E , p 的最近邻就是任何样本点 $p' \in E$ 满足 $None-$

$nearer(E, p, p')$ 。None-nearer 如式(19)所示:

$$None-nearer(E, p, p') \Leftrightarrow \forall p'' \in E, |p - p'| \leq |p - p''| \quad (19)$$

在式(19)中, 距离度量是式(18)所示的欧氏距离, 因此得到式(20):

$$|p - p'| = \sqrt{\sum_{i=1}^k (p_i - p'_i)^2} \quad (20)$$

对局部不变特征点集合中的元素根据最邻近算法进行搜索, 得到最小距离 d_{min} 和次最小距离 d_{n-min} , 然后按照最近邻距离比率准则进行匹配, 则:

$$d_{min} / d_{n-min} > T1 \quad (21)$$

其中, $T1$ 为预先设定匹配阈值。当点 p 和点 p' 满足式(21)时, 匹配成功, 否则 p 与 p' 点匹配失败。图 2 为数字图像克隆区域检测算法流程。

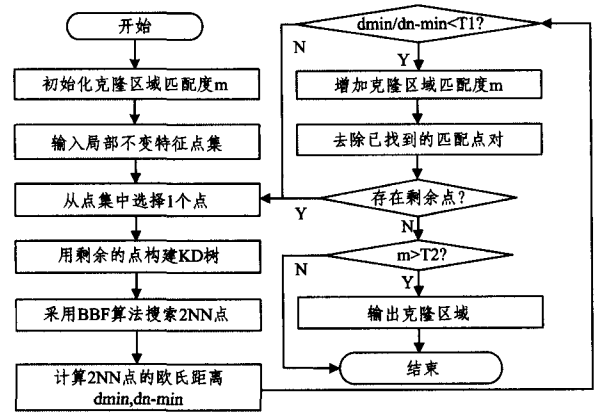


图 2 克隆区域检测算法流程

5 离群检测

图像中存在各种几何变换及噪声、模糊畸变等多种因素影响, 图像克隆区域检测结果中可能存在错误匹配, 需要引入其它的约束对匹配结果进行认证, 称为匹配验证。由于图像克隆区域的相似性, 匹配点对存在一个映射, 该映射使得克隆区域之间存在一个满足参数 H 的数学模型。因此, 本文通过离群检测方法获得该映射。

在离群检测中, 本文对第 4 节中检测出的匹配对 (p_i, p_j) 数据集进行多次随机抽样, 并根据抽样值确定模型参数, 再根据已确定的模型对所有数据进行检测, 当数据在此模型的一定离群范围外时, 将该匹配点对剔除。图 3 为离群检测算法操作流程。

根据图 3 的离群检测算法, 本文离群点检测有以下操作步骤:

步骤 1 随机抽样。 从检测出的匹配点对的集合 $M_{(a,a')} = \{(a_1, a'_1), (a_2, a'_2), \dots, (a_{M_n}, a'_{M_n})\}$ (M_n 为匹配点对 (a, a') 的个数) 中随机抽样 k 对样本 (a_i, a'_i) , $i \in \{1, 2, \dots, k\}$, 根据文献^[19], $k = 4$ 。

步骤 2 求数学模型参数 H 。 根据文献^[19], 本文采用单应矩阵模型, 如式(22)所示:

$$A = a' \times H a \quad (22)$$

其中, H 为单应矩阵模型的参数。下面, 根据抽样点对 (a_i, a'_i) ($i \in \{1, 2, 3, 4\}$) 求单应矩阵模型的参数 H , 将 (a_i, a'_i) ($i \in \{1, 2, 3, 4\}$) 代入式(22), 得到式(23):

$$A_i = a'_i \times H_i a_i \quad (23)$$

通过对 A_i 进行奇异值 (Singular Value Decomposition, SVD) 分解, 得到 H_i , 如式(24)所示:

$$H_i = \text{SVD}(A_i) = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix} \quad (24)$$

令

$$H = H_i \quad (25)$$

$$T3 = M_n - k \quad (26)$$

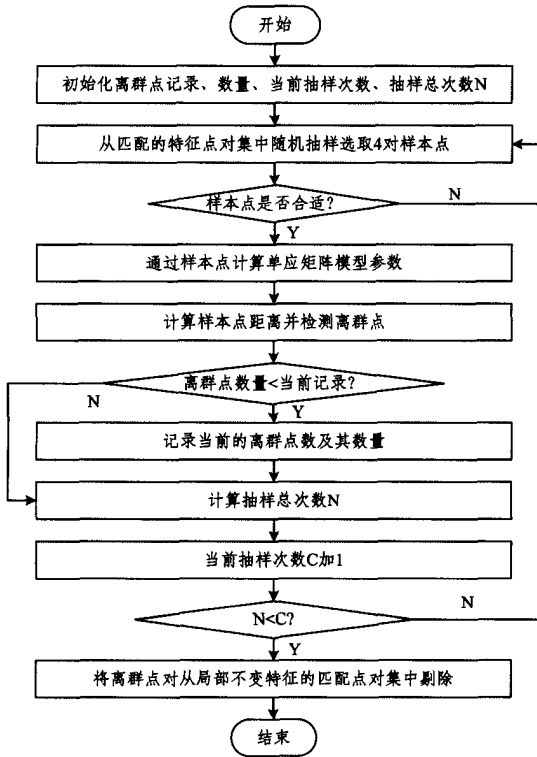


图3 离群检测算法流程

步骤3 用单应矩阵模型检测余集的非群点对。

离群检测阈值为 t , 如式(27)所示:

$$t = \sqrt{F_m^{-1}(1-\alpha)\delta^2} \quad (27)$$

其中, $F_m^{-1}(1-\alpha) = \int_0^{1-\alpha} \chi_m^2(\xi) d\xi$, α 表示匹配点对为离群点的概率, 本文 $\alpha=0.05$ 。

根据式(25), 匹配点对 (a_j, a_j') 的距离 d_{\perp} 如式(28)所示:

$$d_{\perp} = \sqrt{\sum_j d(a_j, H^{-1}a_j')^2 + d(a_j', Ha_j)^2} \quad (28)$$

如果 $d_{\perp} \geq t$, 那么 (a_j, a_j') 为离群点对, 并加入到离群点对集合 $O_{(a,a')} = \{(a_1, a_1'), \dots, (a_j, a_j'), \dots, (a_{O_n}, a'_{O_n})\}$ 中, 其中 O_n 为离群点对的数量。

步骤4 根据离群点对 (a_j, a_j') 重新评估单应矩阵模型的参数 H 。

如果, $O_n < T3$, 则 $T3 = O_n, H = H_i$ 。

步骤5 重复步骤1-4, 直到满足抽样值 N 。

步骤6 更新匹配点对集合 $M_{(a,a')} = M_{(a,a')} - O_{(a,a')}$ 。

6 测试与分析

本节将对算法进行测试与分析。算法基于 VS2005 平台和 OpenCV 函数库, 用 C 语言实现。测试环境操作系统为 Windows7, 硬件为 Intel CPU T8100, 2.10GHz, RAM 4GB。

6.1 局部不变特征检测性能测试

首先, 式(29)和式(30)定义了测试分析的性能指标检出

率 (TPR) 和误检率 (FPR):

$$TPR = \frac{N_T}{N_C} \quad (29)$$

$$FPR = \frac{N_F}{N_C} \quad (30)$$

其中, N_T 表示成功检测出篡改图像的数量; N_F 表示除去篡改区域的匹配点外还包含其它匹配点的图像数量; N_C 表示篡改图像的总数量。

然后, 从 CASIA 图像库^[20] 中选取了自然、人物、动物、植物、建筑各 20 幅尺寸大小为 384×256 的图像, 总共 100 幅原始图像, 并对它们进行图像区域克隆操作生成 100 幅篡改图像。接着, 对 100 幅篡改图像进行基于局部不变特征检测的图像认证测试。在测试中, 将阈值 $T1$ 从 0.1 到 0.9 进行变化, 步长设为 0.05。图 4 和图 5 分别为检出率和误检率测试结果。

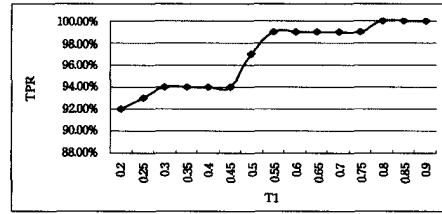


图4 局部不变特征认证检出率

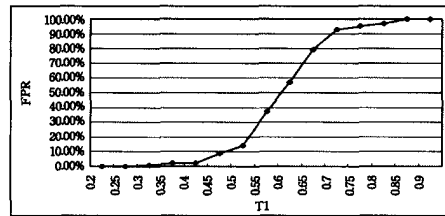


图5 局部不变特征认证误检率

在图 4 和图 5 中, 横坐标 $T1$ 是控制特征点匹配所需要的阈值, 纵坐标 TPR 和 FPR 分别表示检出率和误检率。从图 4 可以看出, 随着 $T1$ 的增大, TPR 也增大, 当 $T1 \leq 0.45$ 时, TPR 的值在 92%~94% 之间; 当 $T1 \geq 0.55$ 时, TPR 的值超过 98%。在误检率检测中, 以检测图像中存在除篡改区域的匹配点外还存在其它匹配点对作为误检测标准。从图 5 可以看出, 当阈值 $T1$ 小于 0.5 时, 误检率保持在很低的水平, 当 $T1$ 大于 0.5 时, 误检率明显上升; 根据文献[16], 以检出率的正确性 (如式(31)所示) 作为衡量算法的综合性能指标, 得出图 6 所示测试结果。

$$\text{Precision} = \frac{TPR}{TPR + FPR} \quad (31)$$

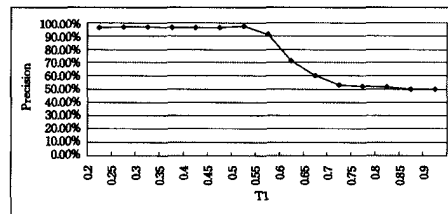


图6 检出的正确率

从图 6 可以看出, 当 $T1$ 从 0.2 到 0.5 时综合性能不断上升, 在 $T1=0.5$ 时到达最大。 $T1$ 从 0.5 到 0.9 变化时综合性能出现明显的下降, 其平均检出的正确率为 78.4%。因此在 $T1=0.5$ 时, 本文的局部不变特征检测具有最佳的综合性能。

6.2 离群检测测试与分析

下面对本文的离群检测进行测试与分析。首先是定性分析,从 6.1 节的篡改图片测试集中随机抽取一张测试图片进行测试。根据 6.1 节的实验结果,将本实验中的 $T1$ 设为 0.5, N 设为 1000,图 7 为采用离群检测前后的测试结果。



(a)篡改图 (b)局部不变特征检测 (c)离群检测

图 7 检测比较

在图 7 中,图 7(a)为篡改图片,图 7(b)由于没有采用离群检测算法进行优化,可以看到检测结果中存在误检测点;图 7(c)是通过离群检测算法去除离群点后的最终检测结果,可以看出图 7(b)中的那些误检测点已去除。

下面进行定量分析。在本实验中,采用与 6.1 节一样的测试样本集,用不同阈值 $T1$ 和离群检测抽样值 N ,测试样本集的检出率,如图 8 所示。

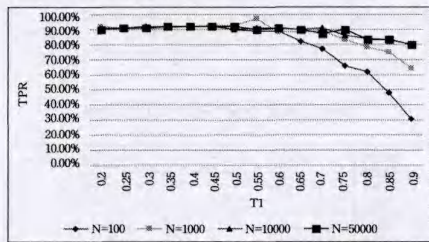


图 8 离群检测检出率

图 8 中,横坐标表示匹配阈值 $T1$,它以 0.05 步长从 0.1 到 0.9 进行变化,纵坐标为检出率,图中的曲线分别表示在 N 值为 100,1000,10000 和 50000 时的图像篡改检出率。可以看出,当采用离群检测后,检出率与图 4 相比会有所下降,特别是当阈值 $T1$ 增加时,这种下降的程度更为明显。但是,当离群检测抽样值增加时,检出率下降的程度会明显降低。在离群检测抽样值 N 分别为 100,1000,10000 和 50000 时,平均检出率分别为 79%,87%,89%和 89%。图 9 显示的是对应的误检率。

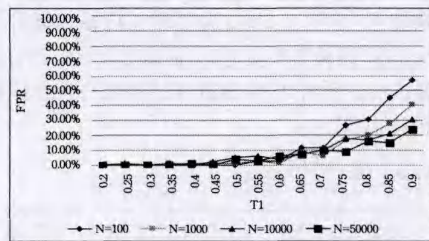


图 9 离群检测误检率

与图 5 相比,图 9 的误检率有明显的下降,并且当 N 增大时,这种下降的程度就更加明显。在离群检测抽样值 N 分别为 100,1000,10000 和 50000 时,其平均误检率分别为 12.7%,8.6%,8.2%,6.3%。根据综合性能计算式(31),得出在 N 分别为 100,1000,10000 和 50000 时,其平均检出的正确率分别为 83.2%,89.2%,90.4%和 91.3%,与 6.1 节相比有了很大的提高。

6.3 抗几何变换攻击测试与分析

在几何变换攻击测试中,从 CASIA 图库中随机抽取 100

张原始图像,并将图像中的一部分大小不一的区域进行克隆篡改,然后对每张篡改图像的克隆区域进行角度运转处理,旋转角度从 -50 到 50 度变化,变化步长为 100 度,生成 1100 张篡改图像测试集。然后,将该测试图片集用本文方法进行测试,根据 6.1 节和 6.2 节实验结果,在本次测试中将 $T1$ 设置为 0.5, N 设置为 1000。将测试结果根据式(29)和式(30)进行统计,生成如图 10 和图 11 所示的测试结果。

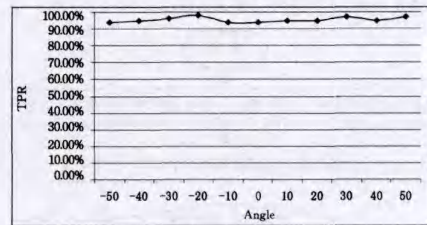


图 10 旋转攻击时的检出率

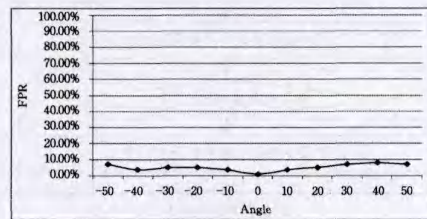


图 11 旋转攻击时的误检率

在图 10 和图 11 中,横坐标表示克隆区域的旋转角度,其中正数表示逆时针旋转,负数表示顺时针旋转。纵坐标表示在不同旋转角度时的检出率和误检率。虽然,在顺时针和逆时针方向上随着角度的增大,本文方法的检出率会都有所下降,但是下降幅度非常小,平均检出率达到 90%以上。此外,克隆篡改在不同角度的变换下,本文算法的误检率也仍然很低。因此,本文算法能够有效抵抗顺时针和逆时针的旋转攻击。

下面进行缩放攻击测试。将上面的 100 张篡改图像的克隆区域分别进行放大和缩小处理,缩放比例以 10%为步长,最大比例达到 50%。图 12 和图 13 分别为测试的检出率和误检率。

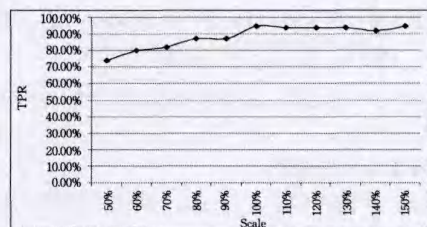


图 12 缩放攻击时的检出率

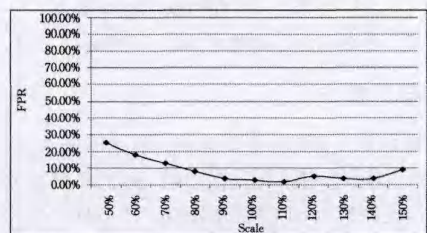


图 13 缩放攻击时的误检率

从图 12 可以看出,当克隆篡改图像从 110~150%放大时,其检出率分别为 94%,94%,94%,92%,91%,其检出率下降不明显。克隆篡改图像从 90%~50%缩小时,其检出率分别为 87%,87%,82%,80%和 74%,其下降幅度大于图像放大时的速度。在图 13 中,与检出率相似,图像的缩小对误检率的影响比放大对误检率的影响大,说明本算法对图像放大具有更强的抵抗性。

6.4 抗畸变攻击测试与分析

为了更有效地说明本算法的鲁棒性,下面根据式(29)和式(30)定义的性能指标进一步进行定量测试。首先,对篡改图像测试集的 100 幅图像分别进行不同质量因子的 JPEG 压缩,压缩的质量因子分别为 20、30、40、50、60、70、80、90,并测试本算法抵抗 JPEG 压缩的能力,得到的检出率和误检率分别如图 14 和图 15 所示。

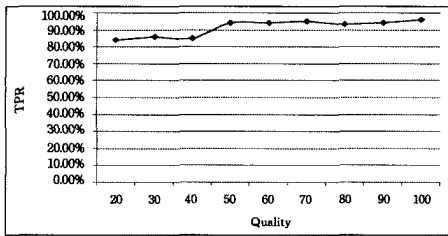


图 14 JPEG 压缩攻击检出率

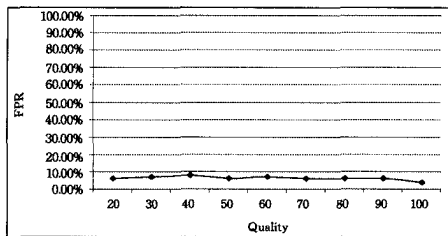


图 15 JPEG 压缩攻击误检率

在图 14 和图 15 中,横坐标表示 JPEG 压缩的质量因子,纵坐标分别表示检出率和误检率。从图 14 可以看出,在 JPEG 压缩的质量因子大于 50 时,本方法具有很高的检出率,平均检出率达到 95% 以上。当 JPEG 压缩因子小于 50 时,检出率会有所下降(约 10%),平均检出率为 85%。从图 15 可以看出,当克隆图像的 JPEG 压缩质量因子在 10~100 变化时,误检率都低于 10%,说明本算法针对图像的 JPEG 压缩攻击能始终保持低误检率。

其次,对篡改图像检出集进行不同程度的噪声污染,分别加入信噪比 (SNR) 为 15dB、20dB、25dB、30dB、35dB、40dB、45dB、50dB、55dB、60dB 的高斯白噪声,得到的检出率和误检率如图 16 和图 17 所示。

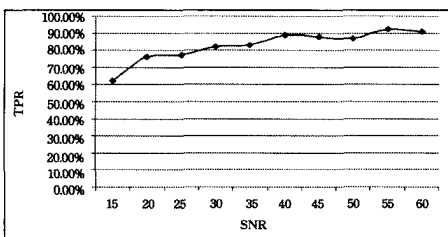


图 16 高斯噪声攻击检出率

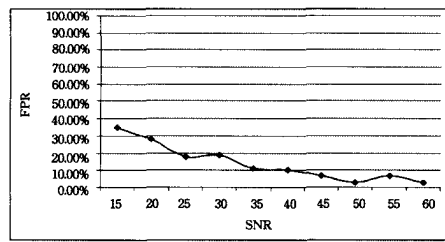


图 17 高斯噪声攻击误检率

在图 16 和图 17 中,横坐标表示以分贝 (dB) 为单位的高斯噪声,纵坐标分别表示检出率和误检率。从图 16 可以看出,在图像信噪比大于 40dB 时,本算法检出率达到 90% 以上。当信噪比在 20dB~40dB 之间时,平均检出率下降为 80%。但信噪比小于 20dB 时,本方法检出率会出现明显下降,其中当信噪比为 15dB 时,检出率为 65%。在图 17 中,当克隆图像的高斯噪声信噪比在 40dB~60dB 变化时,误检率都低于 10%。当克隆图像的高斯噪声小于 40dB 时,误检率明显上升,在信噪比为 15dB 时,误检率达到 35%。

最后,用不同滤波半径对篡改图像进行高斯模糊滤波,滤波半径为 0.5、1.0、1.5、2.0、2.5 和 3.0 像素,得到的检出率和误检率如图 18 和图 19 所示。

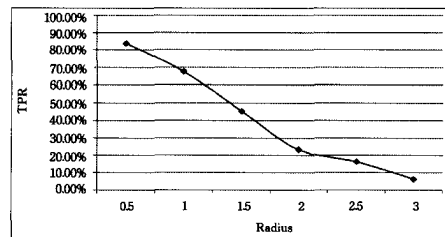


图 18 高斯模糊攻击检出率

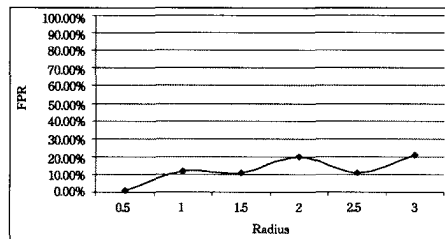


图 19 高斯模糊攻击误检率

在图 18 和图 19 中,横坐标表示以像素为单位的高斯模糊半径,纵坐标分别表示检出率和误检率。从图 18 可以看出,本算法检出率随着高斯模糊半径的增加线性下降。图像的高斯模糊攻击对本法的检出率具有较大的影响。在图 19 中,当克隆图像的高斯模糊半径在 0.5~3 变化时,虽然误检率会有所上升,但是上升的幅度并不明显,基本保持在 10%~20% 之间。结合图 18 和图 19,本算法仍然具有较高的检出正确率。

6.5 抗畸变攻击测试与分析

最后,对算法的运行效率进行了测试与比较。在测试中,采用了文献[11]提供的 MICC-F220 测试数据^[21]。本文方法与其它几种方法的比较结果如表 1 所列。

从表 1 可以看出,在图像块大小相同的情况下,本文方法具有最快的检出时间。

表1 算法运行时间比较

图像大小	方法	平均时间(s)
800×532	Fridrich et al. ^[4]	294.69
800×532	Popescu and Farid ^[5]	70.97
800×532	Irene Amerini ^[11]	4.94
800×532	本文方法	2.15

结束语 本文针对图像克隆篡改认证中的几何空间变化及畸变操作攻击研究了局部特征不变检测的认证算法,并提出了离群检测算法。本算法具有以下特点:首先利用自搜索方法在同一幅图像完成特征点的匹配,并通过标明匹配点对直观给出图像篡改检测结果。其次,利用尺度不变特征避开几何空间变换攻击,减少了误判,并能有效抵御畸变操作攻击。最后,通过离群检测提高对图像篡改的检出正确率。实验结果显示,本文算法不但对常见的旋转、缩放、拉伸等几何空间变化具有良好的检测效果,而且在加扰、模糊以及 JPEG 压缩等畸变攻击下也有较强的稳健性。在今后工作中,将进一步研究如何在匹配集中,通过特征点的特征域逐步生长出篡改区域。

参 考 文 献

- [1] 胡东辉,王丽娜,江夏秋,等.盲环境下的数字图像可信性评估模型研究[J].计算机学报,2009,32(4):675-687
- [2] 吴琼,李国辉,涂丹,等.面向真实性鉴别的数字图像盲认证技术综述[J].自动化学报,2008,34(12):1458-1466
- [3] Shivakumar B L, Baboo S S. Detecting copy-move forgery in digital images: a survey and analysis of current methods [J]. Global Journal of Computer Science and Technology, 2011, 10(7): 61-65
- [4] Fridrich J, Soukal D, Lukáš J. Detection of copy-move forgery in digital images [C]// Proceedings of Digital Forensic Research Workshop. Cleveland, OH, 2003: 231-240
- [5] Popescu A C, Farid H. Exposing digital forgeries by detecting traces of resampling [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(2): 758-767
- [6] 骆伟祺,黄继武,丘国平,等.鲁棒的区域复制图像篡改检测技术[J].计算机学报,2007,30(11):1998-2007
- [7] 张静,冯占磊,苏育挺,等.基于像素匹配的图像复制-粘贴篡改检测算法[J].天津大学学报,2009,42(8):713-720
- [8] Pan X, Siwei L. Region duplication detection using image feature matching [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(4): 857-867
- [9] 王鑫,轩波,彭思龙,等.基于融合的高分辨率彩色图像拷贝-变换-移动篡改检测[J].中国图象图形学报(A),2010,15(7):1047-1053
- [10] 李生红,张爱新,郑燕双,等.基于 SIFT 的图像复制遮盖篡改检测技术[J].解放军理工大学学报:自然科学版,2009,10(4):339-343
- [11] Amerini I, Ballan L, Caldelli R, et al. A SIFT-based forensic method for copy-move attack detection and transformation recovery [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2011, 6(3): 1099-1110
- [12] Lindeberg T. Scale-space [J]. Encyclopedia of Computer Science and Engineering (Benjamin Wah, ed), 2009, 4(1): 2495-2504
- [13] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86
- [14] Lin W, Li D. Adaptive downsampling to improve image compression at low bit rates [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(9): 2513-2521
- [15] Keren D, Peleg S, Brada R. Image sequence enhancement using sub-pixel displacements [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1988: 742-746
- [16] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110
- [17] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]// Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference. Manchester, UK, 1988: 147-151
- [18] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630
- [19] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision (Second Edition) [M]. Cambridge University Press, 2004
- [20] CASIA TIDE v2. 0. CASIA tampered image detection evaluation database [EB/OL]. <http://forensics.idealtest.org>
- [21] MICC-F220 Dataset [EB/OL]. <http://jean.micc.unifi.it>

(上接第 94 页)

- [2] Misra S, Reisslein M, Xue G. A survey of multimedia streaming in wireless sensor networks [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2008, 10(4): 18-39
- [3] 尹浩,詹同宇,林闯.多媒体网络:从内容分发网络到未来互联网[J].计算机学报,2012,35(6):1120-1130
- [4] 任倩倩,李建中,王宇.无线传感器网络具有跟踪质量保证的节点选择算[J].计算机学报,2012,35(10):2009-2015
- [5] 沙超,孙力娟,王汝涛,等.无线多媒体传感器网络中能量高效的采样和传输方法[J].通信学报,2011,32(2):1-10
- [6] 卢冀,肖篙,吴成柯.一种基于机会式网络编码的高效广播重传方法[J].电子与信息学报,2011,33(4):858-863
- [7] 叶松涛,林亚平,易叶青.视觉传感器网络中基于散度模型的协作式图像压缩机制[J].通信学报,2011,32(3):69-78
- [8] 林恺,赵海,尹震宇,等.无线传感器网络路由中的能量预测及算法实现[J].通信学报,2006,27(5):21-27
- [9] 丁一鸣,吴昊,李承恕.无线传感器网络中一种基于簇头预测和功率控制的节能路由算法[J].铁道学报,2010,32(1):43-48
- [10] 陆一飞,陶军,沈呈.基于网络编码的无线单跳传输框架的研究与实现[J].通信学报,2010,31(4):45-54
- [11] Chen Jing, Li Tong, Du Rui-ying, et al. Efficient reliable opportunistic network coding based on hybrid flow in wireless network [J]. China Communications, 2011(7): 125-131
- [12] Gupta G, Misra M, Garg K. Energy efficient data gathering using prediction-based filtering in wireless sensor networks [J]. Int. J. of Information and Communication Technology, 2013, 5(1): 75-94
- [13] Zaeri N, Habib S. Exploration of sensor technology under simulation and measurement approaches [J]. Int. J. of Information and Communication Technology, 2011, 3(2): 116-130