

基于双信息统计与引力聚类的图像篡改检测算法

左悦¹, 汪小威²

(1. 南宁学院 土木与建筑工程学院, 南宁 530200; 2. 南宁学院 信息工程学院, 南宁 530200)

摘要: **目的** 为了解决当前图像复制-粘贴篡改检测算法的鲁棒性与检测精准度不佳等问题。**方法** 将图像的颜色信息引入伪造检测过程, 提出双信息统计机制耦合引力聚类的图像复制-粘贴篡改检测算法。首先, 利用 Hessian 矩阵来准确提取图像的特征点。然后, 利用图像的梯度直方图来描述图像的方向特征, 并联合图像的颜色信息, 构造双信息统计机制, 获取图像的特征向量。计算特征向量间的欧氏距离, 构造近似测量模型, 对图像特征进行匹配。最后, 利用引力聚类方法, 实现图像特征点的聚类, 精准检测复制-粘贴篡改内容。**结果** 与当前图像复制-粘贴篡改检测方法相比, 所提算法具有更高的检测精准度, 以及更好的鲁棒性。**结论** 所提方案可以准确检测并定位出伪造内容, 在图像水印、信息安全领域具有一定的参考价值。

关键词: 复制-粘贴篡改检测; 图像伪造; Hessian 矩阵; 双信息统计机制; 近似测量模型; 引力聚类

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2019)11-0225-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.11.034

An Image Forgery Detection Algorithm Based on Dual Information Statistical Coupling Gravitational Clustering

ZUO Yue¹, WANG Xiao-wei²

(1. College of Architecture and Civil Engineering, Nanning University, Nanning 530200, China;

2. School of Information Engineering, Nanning University, Nanning 530200, China)

ABSTRACT: The paper aims to solve the poor robustness and low detection accuracy of the current image copy-paste forgery detection algorithm. The color information of the image was introduced into the process of forgery detection. An image copy-paste forgery detection algorithm based on dual information statistical mechanism coupling gravitational clustering was proposed. First, the Hessian matrix was used to extract the feature points accurately. Then, the gradient histogram was used to describe the directional features of the image, and the color information of the image was introduced into the feature representation of the image. The double information mechanism was constructed by using the color information and gradient information of the image to obtain the feature vector of the image. An approximate measurement model was constructed by calculating Euclidean distance between feature vectors to match image features. Finally, the clustering algorithm was used to realize the clustering of image feature points and detect the content of copy-paste forgery accurately. The experimental results show that the proposed method had higher detection accuracy and better robustness than the current image copy-paste forgery detection method. The proposed scheme can accurately detect and locate the forged content. It has certain reference value in the field of image watermarking and information security.

收稿日期: 2019-02-22

基金项目: 广西高校中青年教师科研基础能力提升项目 (2019KY0949); 南宁学院 2019 年度教授培育工程项目 (2019JSGC14); 南宁学院科研项目 (2018XJ32); 广西邕宁区基金 (20160321A)

作者简介: 左悦 (1981—), 女, 硕士, 南宁学院讲师, 主要研究方向为图形图像处理、计算机应用。

通信作者: 汪小威 (1985—), 男, 硕士, 南宁学院副教授, 主要研究方向为图像处理、算法分析、计算机应用。

KEY WORDS: copy-paste forgery detection; image forgery; Hessian matrix; dual information statistical mechanism; approximate measurement model; gravitational clustering

计算机技术的迅猛发展为数字图像处理提供了良好的技术基础。近年来,随着计算机技术的发展,出现了多种数字图像处理软件。利用这些图像处理软件,人们可以较为方便地对数字图像内容进行修改,以满足图像设计的需要^[1]。这些软件在给人们带来便利的同时也为数字图像内容的篡改提供了途径。这些被篡改的数字图像如果应用不当,将会对人们的生活以及社会秩序造成不良影响^[2]。综上所述,对篡改图像检测方法进行研究,是一项具有实际意义的工作。

通过国内外研究人员的研究,出现了多种图像伪造检测算法。如 Tao^[3]等通过对图像水印方法进行研究,采取主动防御的方法,对图像边缘信息的基本水印算法进行分析,将加密后的水印变换为二进制值并嵌入到边缘中,使用帐篷映射和哈希函数进一步保护秘密水印。这种算法将水印信息主动加入原始图像中,通过保护秘密水印的方法,来抵御图像的篡改,是一种良好的图像伪造检测方法。由于这种方法在抵御伪造图像的同时也破坏了原始图像信息,因此其通用性不强。Vidyadharan^[4]等为了克服水印防御图像伪造检测方法带来的副作用,对图像的纹理结构进行了研究,利用金字塔操作对图像进行分解,获取不同子带图像,通过对子带图像的不同纹理结构信息进行描述,获取多纹理描述符,再利用随机森林分类器来实现伪造检测。这种方法虽然克服了水印防御的缺陷,但这种仅依靠图像的纹理结构检测伪造图像的方法,难以抵御缩放篡改攻击,使其鲁棒性不理想。Sekhar^[5]等设计了一种采用最大稳定极值区域联合 SIFT 变换的图像伪造检测方法,利用最大稳定极值区域检测器检测图像特征,并通过 SIFT 变换获取图像特征描述符,进而利用粒子群优化后的聚类方法实现篡改检测。这种方法虽能够抵御缩放篡改攻击,具有一定的鲁棒性,但最大稳定极值区域检测器得到的图像特征准确度不高,使得算法检测结果存在误差。闻凯^[6]为了对组合篡改图像进行伪造检测,设计了一种多尺度特征与双分类器结合的检测方法,利用 Curvelet 变换以及 Gabor 变换等获取图像的多尺度特征,并通过隐马尔科夫和支持向量机建立双分类器,实现图像的伪造检测。这种方法对图像的多特征进行了考虑,虽使得算法的鲁棒性能得以提升,但这种方法没有考虑图像的颜色特征,而且 Curvelet 变换不具备平移特性,使得检测到的特征准确度不理想,限制了检测结果的精准度。

为了改善复杂几何变换条件下的伪造识别精度,文中提出双信息统计机制耦合引力聚类的图像复制-粘贴篡改检测算法。利用 Hessian 矩阵来获取高纯度的图像特征。通过图像的梯度信息以及颜色信息建立

双信息统计机制,以表述图像的特征,进而增强图像特征的识别度,提高算法的鲁棒性和检测精准度。再基于欧氏距离来构造近似测量模型,实现图像特征的精准匹配。采用引力聚类方法来完成伪造区域的检测。

1 文中图像复制-粘贴篡改检测算法

所提算法的伪造检测过程见图 1。由图 1 可知,所提算法由 Hessian 矩阵特征检测、双信息统计机制特征表述、近似测量特征匹配以及引力聚类 4 个部分组成,如下所述。

1) Hessian 矩阵特征检测。利用 Hessian 矩阵从待检测图像中精准地提取出图像的特征点,以提高算法的伪造检测精准度。

2) 双信息统计机制特征表述。通过图像的梯度直方图与颜色直方图信息,建立双信息统计机制,从图像的梯度以及颜色信息出发对图像特征进行表述,增强图像特征的识别度,以提高算法的鲁棒性与检测精准度。

3) 近似测量特征匹配。利用欧氏距离构造近似测量模型,对图像特征进行准确匹配,进一步提高算法的检测精准度。

4) 引力聚类。依据万有引力定律,构造点引力模型,对匹配特征点进行引力聚类,实现伪造区域的精准检测。

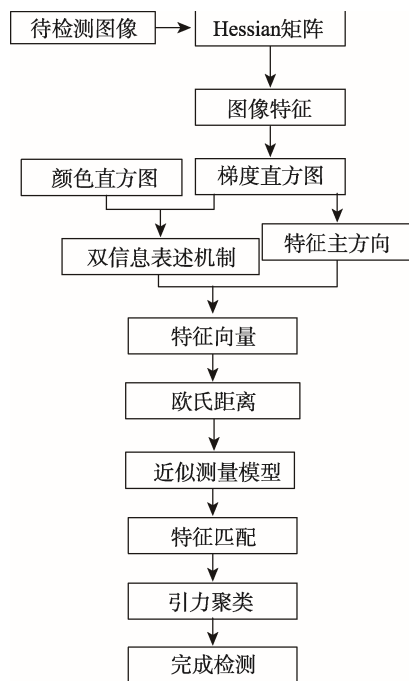


图 1 所提算法的伪造检测过程

Fig.1 Forgery detection process of the proposed algorithm

1.1 Hessian 矩阵特征检测

通过 Hessian 矩阵检测图像特征时, 需要利用盒式滤波器近似高斯滤波器来实现对特征点的精确检测, 其实现过程如下所述。

令 $f(x,y)$ 为一个二阶可微分的函数, 则其对应的 Hessian 矩阵 $H_{f(x,y)}$ 为^[7-10]:

$$H_{f(x,y)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (1)$$

对 $H_{f(x,y)}$ 进行变换, 可得到 $f(x,y)$ 的 Hessian 矩阵行列式 $LH_{f(x,y)}$ 。

$$LH_{f(x,y)} = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 \quad (2)$$

利用 p 处的高斯滤波器^[8-9]与 I 在 p 点处采用卷积操作, 并将操作所得结果用 $j_{xx}(x,y,\alpha)$, $j_{xy}(x,y,\alpha)$ 以及 $j_{yy}(x,y,\alpha)$ 表示。类似于 (1) 式, 求取 $j_{xx}(x,y,\alpha)$, $j_{xy}(x,y,\alpha)$ 以及 $j_{yy}(x,y,\alpha)$ 在点 p 处的 Hessian 矩阵 $H_{p(x,y)}$ 。

$$H_{p(x,y)} = \begin{bmatrix} J_{xx}(x,y,\alpha) & J_{xy}(x,y,\alpha) \\ J_{xy}(x,y,\alpha) & J_{yy}(x,y,\alpha) \end{bmatrix} \quad (3)$$

将高斯滤波器用盒式滤波器近似逼近后, 再与 I 进行卷积操作, 并将操作结果用 D_{xx} , D_{xy} , D_{yy} 表示。则可获取 p 点处的 Hessian 矩阵行列式 $LH_{f(x,y)}$ 。

$$LH_{p(x,y)} = D_{xx}D_{yy} - (\beta D_{xy})^2 \quad (4)$$

式中: β 为近似误差补偿值, 其计算过程为^[10]:

$$\beta = \frac{\|J_{xy}(1.2)\| \|D_{xx}(9)\|}{\|J_{xx}(1.2)\| \|D_{xy}(9)\|} \approx 0.9 \quad (5)$$

式中: $J_{xy}(1.2)$, $J_{xx}(1.2)$ 分别为尺度因子 $\alpha=1.2$ 时的 $j_{xy}(x,y,\alpha)$, $j_{xx}(x,y,\alpha)$ 值; $D_{xx}(9)$, $D_{xy}(9)$ 为大小为 9×9 的盒式滤波器与 I 进行卷积操作所求的 D_{xx} , D_{xy} 值^[10]。

利用式 (4) 计算图像中像素点的 $LH_{p(x,y)}$ 值, 并取出 $LH_{p(x,y)}$ 值大于 0 的像素点。将取出像素点的 $LH_{p(x,y)}$ 值与其相邻 26 个点的 $LH_{p(x,y)}$ 值进行比较, 若取出像素点的 $LH_{p(x,y)}$ 值比 26 邻域点的 $LH_{p(x,y)}$ 值都大, 就将该像素点提取为图像的特征点。

1.2 双信息统计机制的图像特征描述

图像特征的描述分为方向特征与特征向量 2 个部分。文中通过利用对比梯度直方图的方法来表述方向特征, 并在主方向上, 利用图像的颜色以及梯度信息建立双信息统计机制, 用于描述特征向量。令尺度为 C 的特征点 $p(x,y)$, 其邻域中像素点的梯度模值为 $M(x,y)$, 方向为 $\theta(x,y)$ ^[11], 利用 $M(x,y)$ 与 $\theta(x,y)$ 来构建该特征点的梯度直方图, 并将所得直方图以 10° 为间隔构建直方图柱, 由此在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 内可得到 36 个直方图柱, 将峰值最大的直方图柱对应的方向选为主方向。

获取到主方向后, 再通过图像的颜色与梯度信息建立双信息统计机制, 用于实现图像特征的表述。首先, 在 $p(x,y)$ 的 16×16 邻域内, 以主方向为起点、 $p(x,y)$ 为中心来构建一个极半径与极角分别为 λ 和 θ 的极坐标。

$$\lambda = \sqrt{(x-i)^2 + (y-j)^2} \quad (6)$$

$$\theta = \tan \left(\frac{x-i}{y-j} \right) \quad (7)$$

式中: (i,j) 为 $p(x,y)$ 邻点的坐标; λ 是极半径, 用来确定 $p(x,y)$ 邻域的大小。

然后, 在极坐标下, 将 $p(x,y)$ 的邻域分割成 9 ($l_1 - l_9$) 个区域, 见图 2, 并利用每个区域的颜色不变量 H 以及梯度模值分别建立颜色直方图 c_1 和梯度直方图 t_1 。

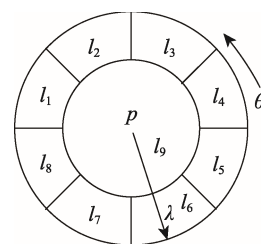


图2 极坐标下特征点邻域分割示意

Fig.2 Characteristic point neighborhood segmentation diagram in polar coordinates

最后, 综合 9 个区域中的颜色直方图和梯度直方图, 形成一个包含 18 个元素的特征向量 C_H , 并将其归一化处理, 以适应光照度变化, 从而获取特征向量 C_H' 。

$$C_H' = (c_{l_1}', c_{l_2}', \dots, c_{l_9}', t_{l_1}', t_{l_2}', \dots, t_{l_9}') \quad (8)$$

在式 (8) 中进行求取特征向量时所需的颜色不变量 H 可通过下述方法获得。

首先, 根据物体的光谱特性, 计算观测点的反射谱 $E(v,x)$ 。

$$E(v,x) = e(x) \left\{ [1 - \rho(x)]^2 R(v,x) + \rho(x) \right\} \quad (9)$$

式中: x 为观测位置; $e(x)$ 为光谱强度; v 为光波长; $R(v,x)$ 为材料反射率; $\rho(x)$ 为 Fresnel 反射系数^[12-13]。

随后, 利用 $E(v,x)$ 来建立颜色不变量 H :

$$H = \frac{E_v}{E_{vv}} = \frac{\partial R(v,x) / \partial v}{\partial^2 R(v,x) / \partial^2 v} \quad (10)$$

依据 CIE-1964-XYZ 色度系统, 可得 (E, E_v, E_{vv}) 与三原色 (R, G, B) 的变换关系^[14]。

$$\begin{pmatrix} E \\ E_v \\ E_{vv} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.60 & 0.17 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (11)$$

最后, 联合式 (10) 与式 (11) 可得图像的颜色不变量 H 为:

$$H = \left| \frac{0.30R + 0.04G - 0.35B}{0.34R - 0.60G + 0.17B} \right| \quad (12)$$

1.3 近似测量特征匹配

对图像特征表述后, 需要利用图像的表述信息来

实现特征匹配。欧氏距离^[15]是特征匹配过程中常用的距离测量方法,因此文中利用欧氏距离来构造近似测量模型,对特征点进行近似度测量。

对于特征点 a, b , 令其特征向量分别为 CH_a 与 CH_b , 则 a, b 的欧氏距离 $E_U(a, b)$ 为^[15]:

$$E_U(a, b) = \left(\sum_{i=1}^{18} (CH'_a(i) - CH'_b(i))^2 \right)^{1/2} \quad (13)$$

通过欧氏距离 $E_U(a, b)$ 构造的近似度测量模型 $S(a, b)$ 为:

$$S(a, b) = \frac{1}{E_U(a, b) + 1} \quad (14)$$

通过式 (14) 可知, $E_U(a, b)$ 值越小, 则特征点 a, b 的相似度就越高。

利用式 (14) 在特征点集 B 中搜索与特征点集 A 中 a 点近似度最高的特征点 b ; 再利用式 (14) 在特征点集 A 中搜索与特征点集 B 中的 b 点近似度最高的特征点 c 。若 c 与 a 为同一点, 则认为 b 与 a 为一对匹配点。

1.4 引力聚类

根据万有引力定律, 文中将建立引力聚类方法对特征点进行聚类, 对伪造区域进行定位检测。

万有引力定律指出 2 个物体之间的引力值 $Y_V(i, j)$, 与他们的质量成正比 M_i, M_j , 与他们的距离 r 成反比:

$$Y_V(i, j) = \frac{GM_i M_j}{r^2} \quad (15)$$

式中: G 为引力常量。

令样本集合 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$, 其中 n 为样本总数。

依据万有引力定律来构造引力聚类模型 $Y_T(i, j)$:

$$Y_T(i, j) = \frac{G(m)M_i(m)M_j(m)}{r_{ij}(m) + \varphi} \quad (16)$$

式中: φ 为任意小整数; m 表示迭代次数; $r_{ij}(m)$ 为样本 t_i, t_j 间的欧氏距离; $M_i(m), M_j(m)$ 分别为 t_i, t_j 的质量; $G(m)$ 为引力系数。

$M_i(m)$ 的计算过程为:

$$M_i(m) = \frac{R_i(m)}{\sum_{i=1}^n R_i(m)}$$

$$R_i(m) = \begin{cases} \frac{ft_i(m) - w_r}{b_e - w_r} & \text{若 } b_e \neq w_r \\ 1 & \text{否则} \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} w_r = \min_{j \in \{1, 2, 3, \dots, n\}} ft_j(m) \\ b_e = \max_{j \in \{1, 2, 3, \dots, n\}} ft_j(m) \end{cases}$$

式中: $ft_i(m)$ 为样本的适应度值; w_r, b_e 分别为所有适应度值中的最小值、最大值; $R_i(m)$ 为第 i 个像素对应的适应度差异值。

$G(m)$ 的计算过程为:

$$G(m) = G_0 e^{-m/n} \quad (18)$$

式中: G_0 为引力初值, 通过实验选取为 100。

通过式 (16), 求取集合中任一样本点 t_i 与其他样本点 t_j 的引力值总和 $\text{SUM}(Y_T(i, j))$, 以及最大引力值 $\max(Y_T(i, j))$ 。若 $\max(Y_T(i, j)) \geq \text{SUM}(Y_T(i, j))/3$, 则认为样本点 t_i 与样本点 t_k 为一类引力聚类点, 将其合并为同一聚类。

2 实验结果

利用 MATLAB7.10 软件在 Intel I5 双核处理器、4 Gb 运行内存的计算机上进行实验。在该实验中, 将文献[16]和[17]作为对照。实验选取尺寸为 256×256 的图像进行测试。

2.1 伪造检测结果

3 种方法对灰度复制-粘贴篡改伪造图像的检测结果见图 3。从检测效果可见, 虽然 3 种方法都能够

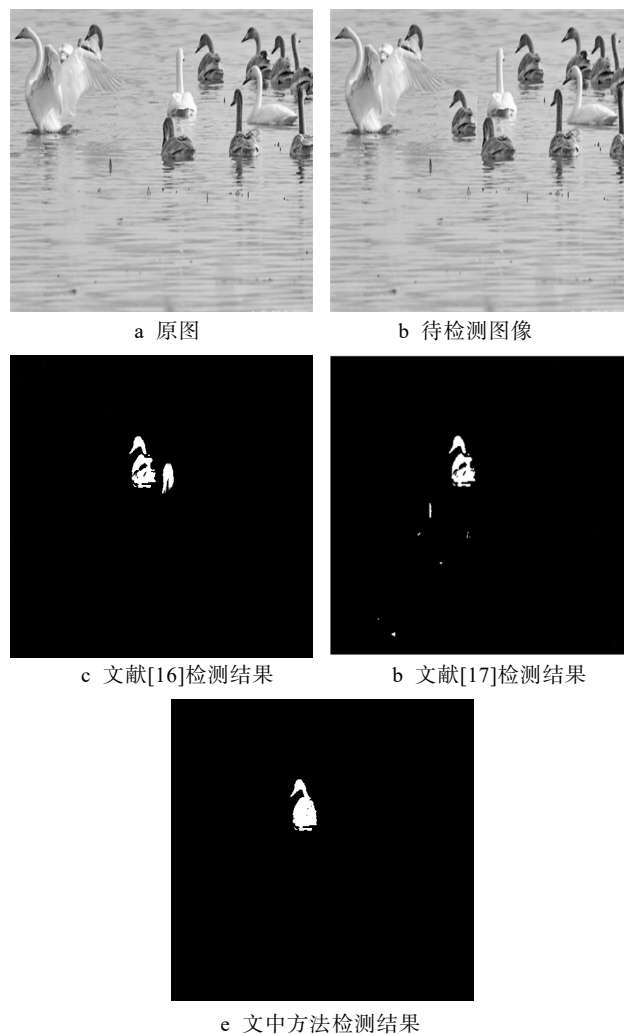


图3 不同方法对灰度伪造图像的检测结果
Fig.3 Detection results of grayscale forged images by different methods

检测出伪造区域,但文中方法的检测准确度最高。3种方法对彩色复制-粘贴篡改伪造图像的检测结果见图 4,对比 3 种方法的检测结果可知,文献[16]检测结果存在错误检测区域以及检测不全等问题,文献[17]检测结果中存在漏检测,文中方法检测结果的伪造区域较为完整,仅鱼尾处存在些许漏检测。3 种方法对多个目标进行复制-粘贴篡改的伪造图像检测结果见图 5,通过观察检测结果发现,文献[16]检测结果中不仅含有较为严重的错误检测,而且还有漏检测,文献[17]检测结果中也还有部分错误检测以及漏检测,文中方法检测结果中没有错误检测,仅有 2 处轻微漏检测。说明文中方法能够对复制-粘贴篡改的伪造区域进行较为精准的检测,这是因为文中采用 Hessian 矩阵对图像的特征进行精准检测,有助于检测精准度的提高。同时文中还利用欧氏距离建立了近似测量模型,对图像特征进行准确匹配,进一步提高了该方法的检测精准度。以万有引力定律为依据,构造了引力聚类模型,对图像特征进行聚类,实现伪造区域的精确定位,优化了文中方法的检测精准度。

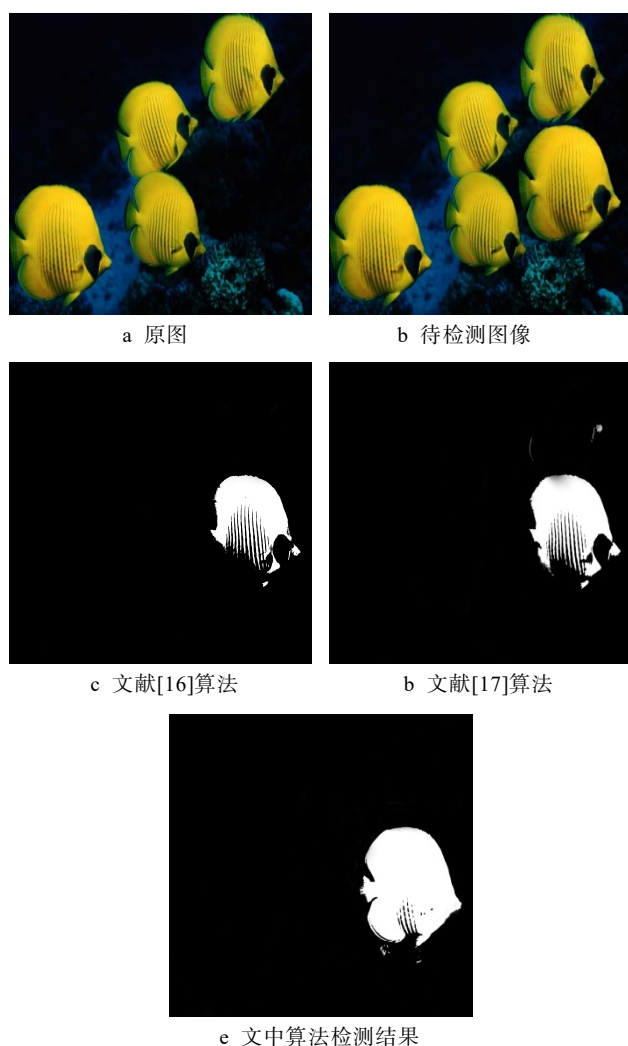


图 4 不同方法对彩色伪造图像的检测结果
Fig.4 Detection results of colour forged images by different methods

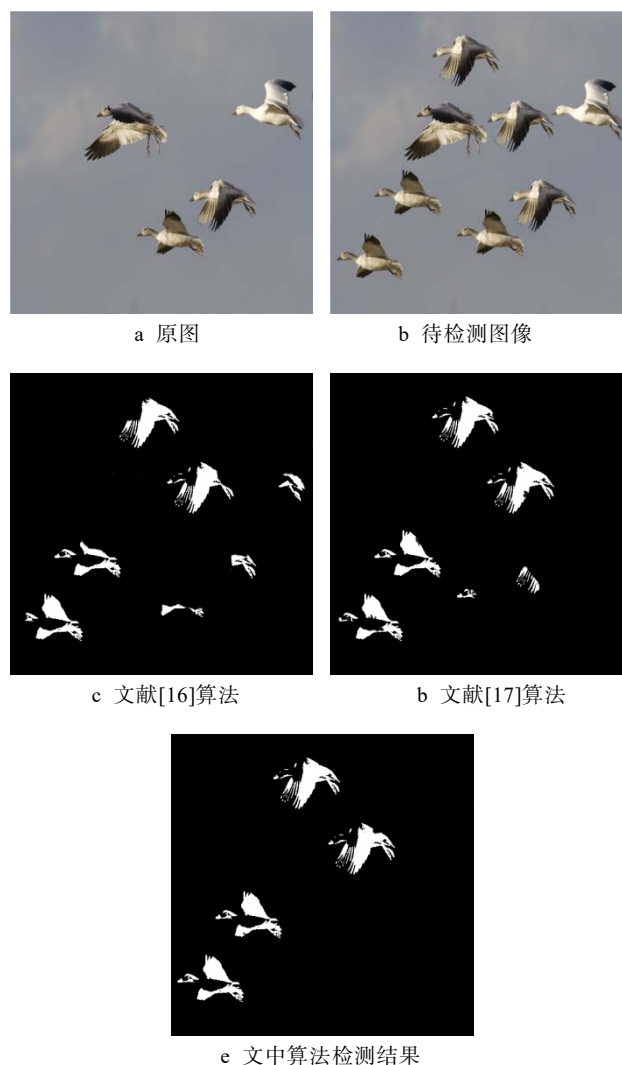


图 5 不同方法对多个对象进行复制-粘贴的伪造图像检测结果

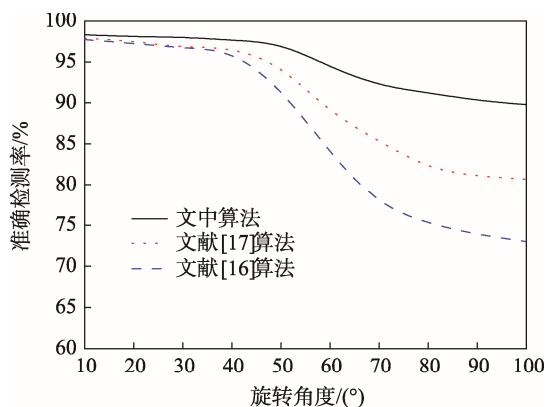
Fig.5 Detection results of multi-object copy-paste forged images by different methods

2.2 量化测试与分析

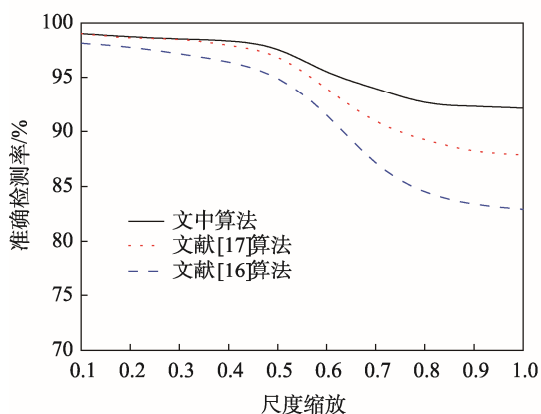
Corel 数据集^[18]包含了多种经过缩放、旋转等后处理方法的复制-粘贴篡改伪造图像。从中选取 20 幅图像作为测试图像,其中 10 幅为不同旋转角度变换后处理下的复制-粘贴篡改伪造图像,另外 10 幅为不同缩放尺度变换后处理下的复制-粘贴篡改伪造图像。通过不同方法对测试图像进行检测,以客观反映不同方法的检测性能。

不同变换下 3 种方法的检测准确率见图 6。由图 6 可知,不同变换条件下,文中算法的检测精准度最高,说明文中算法具有较好的检测性能。由图 6a 可知,在经过不同旋转角度后处理的伪造图像检测过程中,文中算法的检测精准度优于其他 2 种方法,在旋转角度为 100° 时,文中算法的检测精度为 89.78%,而文献[16]和文献[17]等 2 种方案的准确度均低于 82.5%。由图 6b 可知,在经过不同缩放尺度后处理的

伪造图像检测过程中,文中算法的检测精准度仍优于其他2种方法,在缩放尺度为1.0时,文中算法的检测精度为92.39%。这是因为文中算法在采用了主方向和双信息统计机制描述图像的特征,对特征的描述更为充分,并利用引力聚类方法对伪造区域进行定位精准检测,从而提高了所提方案的鲁棒性与检测精准度。文献[16]方法通过将图像灰度化后,利用灰度差分统计的方法,以图像的灰度分布以及距离分布信息为依据,建立图像特征向量,并通过MLP神经网络方法完成伪造内容检测。由于这种方法在建立图像特征向量时丢弃了图像的颜色信息,使其对图像特征的描述能力不足,导致其检测准确率不高以及抗干扰性能不佳。文献[17]方法从图像的色度信息出发,利用LBP与DCT方法获取图像的局部特征,进而利用支持向量机方法完成检测。由于这种方法获取到的局部特征为二值化特征,不能较好地对图像特征进行表述,对旋转攻击缺乏鲁棒性,使得支持向量机检测过程中存在错误检测,导致其检测准确率与鲁棒性有所降低。



a 不同旋转角度变换下的检测精准度



b 不同缩放尺度变换下的检测精准度

图6 不同变换下的检测精准度

Fig.6 Detection accuracy under different transformations

3 结语

文中提出了双信息统计机制耦合引力聚类的图

像复制-粘贴篡改检测算法。利用Hessian矩阵精确地提取图像特征后,再通过梯度信息获取特征点的主、辅方向,并在主方向上将图像的颜色信息与梯度信息相结合,建立了双信息统计机制,可更为准确地表述图像特征信息,使得文中算法的鲁棒性以及检测精准度得以提升。基于欧氏距离,构建近似测量模型,对图像特征实现精准匹配。并以万有引力定律为依据,建立引力聚类模型,完成图像特征的聚类,实现伪造区域的准确定位。实验结果显示,文中方法能够较为准确、完整地检测出伪造区域,并且能够较好地适应旋转以及缩放攻击。

参考文献:

- [1] BUDIMIR L, MILOS D, SRDJAN S. An Algorithm for Robust Image Watermarking Based on the DCT and Zernike Moments[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(22): 23333—23352.
- [2] DANIEL C J, YURI C C B, LEANDRO S C. Image Forgery Detection by Semi-automatic Wavelet Soft-thresholding with Error Level Analysis[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 85(1): 348—356.
- [3] TAO R, SUN Y J, LIU W D. Forgery Detection Using Chaotic Watermarking in Image Key Areas[J]. Tehnički Vjesnik, 2017, 24(4): 1263—1268.
- [4] VIDYAHARAN D S, THAMPI S M. Digital Image Forgery Detection Using Compact Multi-texture Representation[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 32(4): 3177—3188.
- [5] SEKHAR R, SHAJI R S. An Investigation on the Use of MSER and SIFT for Image Forgery Detection[J]. Journal of Science & Industrial Research, 2017, 76(12): 751—755.
- [6] 闻凯. 多尺度特征耦合双分类器的图像伪造检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(10): 2788—2793.
WEN Kai. Image Authenticity Detection Algorithm of Multi-scale Feature and Double Classifier[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(10): 2788—2793.
- [7] ZHU S Z, LIU L Z, CHEN S. Image Feature Detection Algorithm Based on the Spread of Hessian Source[J]. Multimedia Systems, 2017, 23(1): 105—117.
- [8] SHAH S, TANG T, FAYE I. Blood Vessel Segmentation in Color Fundus Images Based on Regional and Hessian Features[J]. Graef's Archive for Clinical and Experimental Ophthalmology, 2017, 255(8): 1525—1533.
- [9] MUTHUVEL M, THANGARAJU B, CHINNASAMY G. Microcalcification Cluster Detection Using Multiscale Products Based Hessian Matrix via the Tsallis Thresholding Scheme[J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 94(1): 127—133.
- [10] 梅振顺, 战荫伟, 钟左峰. 基于SURF特征的目标跟踪[J]. 中国体视学与图像分析, 2011, 16(1): 28—32.

- MEI Zhen-shun, ZHAN Yin-wei, ZHONG Zuo-feng. Video Object Tracking Based on SURF Features[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2011, 16(1): 28—32.
- [11] OUYANG J L, LIU Y Z, SHU H Z. Robust Hashing for Image Authentication Using SIFT Feature and Quaternion Zernike Moments[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(2): 2609—2626.
- [12] GEUSEBROEK J M, VAN D B, SMEULDERS A W. Color Invariance[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1338—1350.
- [13] 苏可心, 韩广良, 孙海江. 基于 SURF 的抗视角变换图像匹配算法[J]. 液晶与显示, 2013, 28(4): 626—632.
SU Ke-xin, HAN Guang-liang, SUN Hai-jiang. Anti-viewpoint Changing Image Matching Algorithm Based on SURF[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2013, 28(4): 626—632.
- [14] ABEL H E, FARAG A A. Csift: a SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2006: 1978—1983.
- [15] 陈虹, 肖越, 肖成龙. 基于 SIFT 算子融合最大相异系数的自适应图像匹配算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(5): 1410—1414.
- CHEN Hong, XIAO Yue, XIAO Cheng-long. Adaptive Image Matching Algorithm Based on SIFT Operator Fused with Maximum Dissimilarity Coefficient[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(5): 1410—1414.
- [16] 如先姑力·阿布都热西提, 亚森·艾则孜, 米日古丽·艾则孜. 基于灰度差分统计法的图像复制与移动伪造检测方法[J]. 微型电脑应用, 2018, 34(10): 4—8.
RUXIANGULI A-bu-du-re-xi-ti, YASEN Ai-ze-zi, MIRIGULI Ai-ze-zi. Image Copy-move Forgery Detection Based on Gray Difference Statistics[J]. Micro-computer Applications, 2018, 34(10): 4—8.
- [17] AMANI A, MUHAMMAD H, HATIM A. Passive Detection of Image Forgery Using DCT and Local Binary Pattern[J]. Signal, Image and Video Processing, 2017, 11(1): 81—88.
- [18] BESIRIS D, ZIGOURIS E. Dictionary-based Color Image Retrieval Using Multiset Theory[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24(7): 1155—1167.