

基于量化颜色特征和 SURF 检测器的图像盲鉴别算法

胡梦琪^{1,2} 郑继明¹
(复杂系统智能分析与决策重庆市高校重点实验室 重庆 400065)¹
(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)²

摘 要 针对现有图像复制粘贴篡改检测中提取的特征对于彩色图像内容描述不全面且匹配时间过长的问题,研究了运用量化颜色特征和 SURF 检测器的数字图像盲鉴别算法。该算法在特征提取过程中将 HSV 模糊量化颜色特征和 SURF 检测器结合,形成全面描述彩色图像内容的 FCQ-SURF 特征,并在特征匹配阶段将 K-Means 聚类 and KNN 方法结合来提高匹配效率。实验结果显示,在 CASIA 1.0 和 FAU 彩色图像测试库上,所提算法能很好地检测和定位彩色图像的复制粘贴篡改,在图像的多重篡改攻击和多区域篡改方面也得到了很好的检测效果。实验数据结果说明,该算法对彩色图像复制粘贴篡改检测的正确率较高,且匹配时间较有优势。

关键词 图像盲鉴别,复制粘贴篡改,FCQ-SURF 特征,K-Means 聚类匹配

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A

Blind Image Identification Algorithm Based on HSV Quantized Color Feature and SURF Detector
HU Meng-qi^{1,2} ZHENG Ji-ming¹
(Key Lab of Intelligent Analysis and Decision on Complex Systems,Chongqing University of Posts and Telecommunications,Chongqing 400065,China)¹
(School of Computer Science and Technology,Chongqing University of Posts and Telecommunications,Chongqing 400065,China)²

Abstract Aiming at the problem that the features extracted from the color image by existing copy-move forgery detection (CMFD) algorithms are not comprehensive and the matching time is too high,the blind identification algorithm for digital images by using quantized color features and SURF detector was studied. In the feature extraction process,the algorithm combines HSV fuzzy quantization color feature and SURF feature to form a comprehensive description,called the FCQ-SURF features,of color image content. K-Means clustering and KNN method are used to improve matching efficiency in feature matching stage. The experimental results show that the algorithm can detect and locate the color image copy-move forgery well in CASIA 1.0 and FAU color image test library. It also has a good detection effect for multiple tampering attacks and multi-region tampering of images. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm has higher detection accuracy and better matching time for color image copy-move forgery.

Keywords Blind image identification,Copy-move forgery,FCQ-SURF features,K-Means clustering matching

1 引言

图像复制粘贴篡改就是将图像中某块区域复制后粘贴到同幅图像的其他区域,从而达到掩盖或突出目标的篡改目的^[1]。针对图像的复制粘贴篡改问题,研究人员提出了许多经典的检测算法,如 SIFT,SURF,ORB 等。但是,这些算法在进行篡改检测提取特征时只使用了图像的灰度信息;而忽略了至关重要的颜色信息;并且,对于局部视觉特征的计算并没有考虑不同颜色通道之间的相关性。这些都不可避免地降低了算法对彩色篡改图像检测和定位的准确性。针对这一问题,近几年来,研究者越来越意识到颜色信息在篡改检测中的重要性,一些基于颜色信息的篡改检测算法被提出。

Malviya 等^[2]提出了颜色自动相关图(Auto Color Correlogram,ACC)提取图像块特征进行复制粘贴篡改检测,该方法不仅成功地检测了粘贴时缩放或旋转的伪造区域,且有效

地检测了图像中的多个区域重复;但是该方法的检测时间偏长。Gong 等^[3]计算每个像素的颜色梯度,构造出一个新的基于颜色的 SURF 描述符 OwSURF 进行复制粘贴篡改检测,该方法有效检测了各种篡改区域。Zhu 等^[4]将颜色信息与 LBP 纹理相结合来建立新的彩色 LBP 纹理图像,然后在此基础上进行检测。该方法对于隐蔽性复制粘贴篡改具有较好的检测效果;但彩色 LBP 图像的建立过程过于复杂。Wang 等^[5]提出了一种新的基于颜色不变模型和四元数极坐标复指数变换的检测方法。实验结果表明,该算法能够更准确地检测和定位彩色图像的复制粘贴篡改;但其无法检测和定位小的重复区域,且对计算要求很高。谢伟等^[6]提出了一种基于图像块颜色不变量的方法,该算法特征维度和计算复杂度较低,且对于后处理操作具有较好的鲁棒性;但该方法检测的准确率有待提高。Kushol 等^[7]提出了将颜色空间和不变矩等特征进行集成,从而产生一个强大的特征向量来表示

胡梦琪(1994—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail:yolandahumq@qq.com;郑继明(1963—),男,硕士,教授,主要研究方向为小波分析、数字图像处理等,E-mail:zhengjm@cqupt.edu.cn(通信作者)。

图像特征。该算法对图像复制粘贴篡改的各种操作具有较强的鲁棒性;但是其在旋转和翻转时没有表现出良好的性能。

上述算法都考虑到了颜色特征,且得到了较好的检测效果,但是,有些方法仅采用单一颜色特征,导致检测效果降低;另外一些方法虽然将颜色信息与传统检测方法结合,但是采用三通道颜色信息的方法形成的描述子鲁棒性不强,或者与过于复杂的颜色特征相结合,导致检测时间过长。针对这一问题,本文提出了基于 HSV 量化颜色特征和 SURF 检测器的复制粘贴篡改盲鉴别算法。首先,在特征提取过程中将 HSV 模糊量化颜色特征和 SURF 检测器结合,形成全面描述彩色图像内容的 FCQ-SURF 特征;然后,在特征匹配阶段将 K-Means 聚类 and KNN 方法结合以提高匹配效率。实验结果表明,本文算法不仅能很好地检测和定位彩色图像复制粘贴篡改,而且提高了正确率,缩短了匹配时间。

2 基于 HSV 量化颜色特征和 SURF 检测器的盲鉴别算法

图像复制粘贴篡改检测一般分为特征点检测、特征点描述和特征向量匹配过程。本文提出的图像盲鉴别算法的流程如图 1 所示,具体包括以下几个过程。

(1)特征点检测。该部分利用特征点提取效率以及精度较高的 SURF 算法对图像特征点进行检测,并提取 SURF 特征。

(2)HSV 模糊量化颜色特征提取。该部分选取以特征点为中心的矩形窗口,提取窗口内经 HSV 模糊量化后的全局颜色直方图作为颜色特征。

(3)特征点描述。将 SURF 特征与颜色特征结合并进行归一化处理,得到特征点 FCQ-SURF 描述子。

(4)空间聚类匹配。该部分采用 K-Means 和 KNN 相结合的方法进行匹配,在提高了算法检测正确率的基础上,大幅提高了检测速度。

(5)匹配结果可视化。对匹配的特征点进行可视化连线,得到最终的检测结果图。

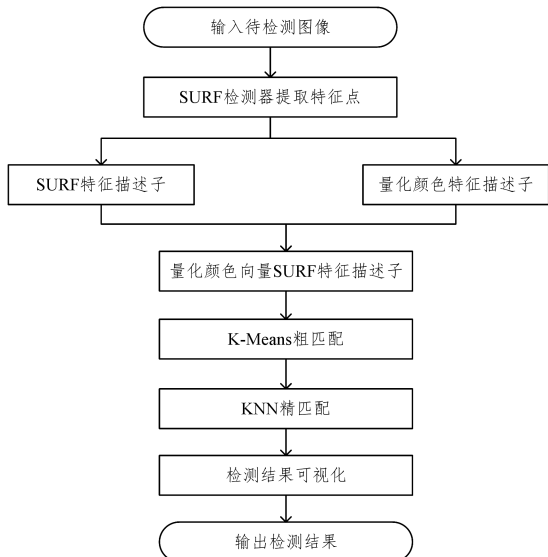


图 1 本文算法流程图

2.1 特征点检测

鉴于 SURF 检测器效果好,而且效率较高,本文选取 SURF 算法检测图像特征点。SURF 算法是由 Herbert 等^[8]

于 2008 年提出的,其是 SIFT 算法的加速版本。特征点检测具体包括以下步骤。

(1)尺度空间建立。采用盒式滤波器与图像进行卷积,建立尺度空间金字塔,建立过程中采用了积分图像。积分图像 $I_{\Sigma}(\mathbf{x})$ 在点 $\mathbf{x}=(x,y)^T$ 处的定义为:

$$I_{\Sigma}(\mathbf{x})=\sum_{i=0}^x\sum_{j=0}^yI(i,j) \quad (1)$$

本文将尺度空间分为 4 组,每组中包括 4 层图像。

(2)特征点检测。尺度空间建立后,采用 Hessian 矩阵和非极大值抑制过程检测和定位特征点。设 $\mathbf{x}=(x,y)^T$ 为图像 I 的一个像素,则 Hessian 矩阵 $H(\mathbf{x},\sigma)$ 的定义如下:

$$H(\mathbf{x},\sigma)=\begin{bmatrix} L_{xx}(\mathbf{x},\sigma) & L_{xy}(\mathbf{x},\sigma) \\ L_{xy}(\mathbf{x},\sigma) & L_{yy}(\mathbf{x},\sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $L_{xx}(\mathbf{x},\sigma)$ 是图像 I 在像素点 $\mathbf{x}$ 与二阶高斯导数 $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 的卷积, $L_{xx}(\mathbf{x},\sigma)=\mathbf{x} \otimes \frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$, $L_{xy}(\mathbf{x},\sigma)$ 和 $L_{yy}(\mathbf{x},\sigma)$ 的定义类似。

由于 Hessian 矩阵使用了图像与高斯函数的卷积,为了提高运算速度,SURF 使用了一个 9×9 的盒式滤波器 D_{xx} , D_{xy} , D_{yy} 来近似替代高斯滤波器。为了平衡因使用盒式滤波器近似所带来的误差计算了一个加权系数:

$$\frac{|L_{xy}(1,2)|_F|D_{yy}(9)|_F}{|L_{yy}(1,2)|_F|D_{xy}(9)|_F}=0.912\cdots\cong 0.9 \quad (3)$$

由此可得像素点 $\mathbf{x}=(x,y)^T$ 对应的近似 Hessian 矩阵行列式为:

$$\det(H_{\text{approx}})=D_{xx}D_{yy}-(0.9D_{xy})^2 \quad (4)$$

对于计算得到的 Hessian 行列式,设定一个阈值 ξ ,低于 Hessian 行列式阈值的点不能作为最终的特征点。对于进行下一步判定的极值点,在每一组中选取相邻的上中下 3 层 Hessian 行列式图像,在空间中选取该点周围的 26 个点进行比较,若该点大于其他 26 个点,则该点为特征点。

2.2 SURF 特征提取

SURF 特征提取分为两部分:主方向计算和特征向量描述。

(1)主方向计算。首先计算特征点周围半径 $6s$ 的圆形邻域内 x 和 y 方向上的 Haar 小波响应(s 为特征点对应的尺度值);然后对响应值进行高斯加权($\sigma=2s$);最后用一个 60° 的扇形窗口,将特征点作为中心,以一定的角度间隔扫描,统计每次扫描扇形内所有点 x 方向和 y 方向上的 Harr 小波特征总和,小波特征总和最大的方向即为该特征点的主方向。

(2)特征向量描述。选择以特征点为中心、边长为 $20s$ 正方形区域,并将其划分为 16 个正方形子区域。对于每个子区域,计算 5×5 规则间隔采样点的 Haar 小波响应,并将 d_x 和 d_y 分别称为水平和垂直方向的 Haar 小波响应(水平和垂直方向皆是相对于特征点的方向),然后将每个子区域的小波响应 d_x , d_y 和响应的绝对值 $|d_x|$, $|d_y|$ 分别相加求和,得到 $\sum d_x$, $\sum d_y$ 和 $\sum |d_x|$, $\sum |d_y|$,最终形成一个四维描述子向量 $\mathbf{v}$:

$$\mathbf{v}=(\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|) \quad (5)$$

将 16 个子区域的向量分别加入到特征向量中,则形成最终的 64 维特征描述子 SURF。

2.3 HSV 模糊量化颜色特征提取

因为 SURF 特征忽略了彩色图像中重要的颜色信息,导

致对于图像内容描述不够全面,从而影响彩色图像篡改检测的效果,故本文增加了颜色特征来弥补该不足。颜色是描述图像内容最直接的视觉特征^[9]。考虑到颜色特征的健壮性和时间复杂度,本文采用 HSV 模糊量化全局颜色直方图作为颜色特征。

2.3.1 颜色空间转换

因为 HSV 颜色模型更接近人的视觉感知,所以本文采用 HSV 颜色空间。RGB 颜色空间转化到 HSV 颜色空间的具体公式为^[10]:

$$\begin{cases} H=\arccos\{\frac{[(R-G)+(R-B)]/2}{\sqrt{(R-G)^2+(R-B)(R-G)}}\} \\ S=1-\frac{3}{R+B+G}[\min(R,G,B)] \\ V=\frac{1}{3}(R+G+B) \end{cases} \quad (6)$$

2.3.2 HSV 模糊量化

颜色量化即用一组颜色表示图像的颜色空间,对颜色空间进行降维,从而可以提高特征提取的速度。本文采取非均匀量化算法,并根据文献[11],引入模糊量化方法,按照人的颜色感知,得到式(7)一式(9)所示的 H,S,V 分量的量化公式:

$$H=\begin{cases} 0, & h\in[0,20]\cup[315,360] \\ 1, & h\in[20,50] \\ 2, & h\in[50,75] \\ 3, & h\in[75,155] \\ 4, & h\in[155,195] \\ 5, & h\in[195,275] \\ 6, & h\in[275,315] \end{cases} \quad (7)$$

将色度 H 分为 7 份,饱和度 S 和亮度 V 各自分为 3 份,其中量化后 H 的取值分别对应于人眼所看到的红橙黄绿青蓝紫 7 种颜色:

$$S=\begin{cases} 0, & s\in[0,0.2] \\ 1, & s\in[0.2,0.7] \\ 2, & s\in[0.7,1] \end{cases} \quad (8)$$

$$V=\begin{cases} 0, & v\in[0,0.2] \\ 1, & v\in[0.2,0.7] \\ 2, & v\in[0.7,1] \end{cases} \quad (9)$$

2.3.3 HSV 模糊量化颜色的特征描述

本文采用全局颜色直方图对模糊量化的颜色空间提取颜色特征。全局颜色直方图(Global Color Histogram,GCH)是描述图像颜色属性最传统的方法,它通过计算对应于每种颜色排列中的颜色像素的归一化百分比来构造^[12]。首先,以尺度为 s 的特征点为中心, $6s$ 为边长,建立一个矩形窗口;接下来,对选取区域中的所有量化后像素点求全局颜色直方图,则得到总的量化直方图的 bin 数为 $7+3+3=13$ 。图像块 I 量化的 H,S,V 3 个分量的全局颜色直方图可以表示为:

$$\begin{cases} I_H=\langle I_H[0],I_H[1],\cdots,I_H[n]\rangle \\ I_S=\langle I_S[0],I_S[1],I_S[2]\rangle \\ I_V=\langle I_V[0],I_V[1],I_V[2]\rangle \end{cases}, n=0,1,2,\cdots,6 \quad (10)$$

其中, $I_H[0]$ 表示 H 分量为 0 的像素的归一化百分比。由此可得特征点的颜色特征 HSV 模糊量化全局颜色直方图 QCo 为:

$$QCo=(I_H,I_S,I_V) \quad (11)$$

2.4 特征点描述

将提取的 SURF 特征 $SURF$ 和 HSV 模糊量化颜色特征

QCo 进行合并。为了使描述子各维数据达到同一量级,且方便接下来的聚类匹配,本文使用数据标准化的常用方法 z -score 标准化(zero-mean normalization)对特征描述子做归一化处理^[13],转换函数如式(12)所示:

$$X^*=\frac{X-\mu}{\sigma} \quad (12)$$

其中, μ 为所有样本数据的均值, σ 为所有样本数据的标准差。

如此,对于每一个特征点,将得到一个新的 $64+13=77$ 维的描述子 FCQ-SURF。FCQ-SURF 描述子对于彩色图像内容有了更加全面的描述,定义为:

$$FCQ-SURF=(SURF,QCo) \quad (13)$$

2.5 空间聚类匹配

在特征匹配算法的选择上,常采用 RANSAC 算法滤除误匹配。RANSAC 算法具有精度高、鲁棒性强的特点,但是需要大量迭代,最终导致匹配速度较慢^[14]。本文考虑到特征描述子的维度增加到 77 维,在匹配过程中采用 K-Means 空间聚类 and KNN 相结合的算法,首先使用 K-Means 算法进行聚类粗匹配,然后使用 KNN 进行精匹配,这样不仅能提高匹配正确性,而且缩短了匹配时间。

2.5.1 K-Means 粗匹配

在特征向量空间中,误匹配点对分布无明显规律,正确匹配点分布较为集中,因此考虑用 K-Means 聚类方法进行粗匹配^[15]。

(1)根据两两特征点 i,j 的欧氏距离得到距离特征集合 D :

$$D=\{d_k=dist(d_i,d_j)\} \quad (14)$$

其中, d_k 为第 k 组点对之间的距离,且对应于第 k 组特征点对。

$$dist(d_i,d_j)=\sqrt{\sum_{x=0}^{x<77}(d_{ix}-d_{jx})^2} \quad (15)$$

分类界限为 $d_{\xi}=10$;

(2)对距离特征集合 D 中的元素进行递增排序。

(3)对于集合 D 中的每个元素 d_k ,如果 $d_k-d_{k-1}<d_{\xi}$,则 d_k 和 d_{k-1} 被标记为一类;否则将 d_k 标记为一个新类。判断完所有的元素后,得到类别数量 c ,并且以各个类别的均值作为初始均值 $\mu_1,\mu_2,\mu_3,\cdots,\mu_c$,即:

$$\mu_i=\frac{1}{|C_i|}\sum_{k\in C_i}d_k \quad (16)$$

其中, $C_i(i=1,2,\cdots,c)$ 表示重新分类后,第 i 类中的距离特征集合; $|C_i|$ 表示集合 C_i 中元素的个数。

(4)计算集合 D 中的每一个元素 d_k 与 μ_i 的距离,将其归并到距离最小的 μ_i 类别中,即 $\min_{j\in(1,2,\cdots,c)}\|d_k-\mu_j\|^2$,并重新计算 $\mu_1,\mu_2,\mu_3,\cdots,\mu_c$ 。

(5)若中心点 $\mu_1,\mu_2,\mu_3,\cdots,\mu_c$ 不再变化,则类别中分量数目最多的类别 μ_i 对应的匹配点集是正确匹配点集;否则转步骤(4)重新计算。若迭代 n 次(本文取 $n=5$)依然不收敛,即舍弃该集合。

2.5.2 KNN 精匹配

KNN 算法又称为 K 近邻分类(K-nearest neighbor classification)算法,通过测量不同特征值之间的距离进行分类^[16]。KNN 精匹配的过程为:

(1)选取聚类结果中的匹配点集,令聚类为 N ,则聚类中的数据元为 $N_1,N_2,\cdots,N_n$,计算各个数据元之间的距离,可

得距离集合 $A=\{D_1,D_2,\cdots,D_n\}$;

- (2)对距离集合 A 中的元素进行递增排序;
- (3)在 A 中选取前 K 个值;
- (4)确定前 K 个点所在类别的出现频率;
- (5)返回前 K 个点中出现频率最高的类别作为测试数据的预测分类。

3 实验结果与分析

本文采用 CASIA 和 FAU 两个图像数据库来检测所提

算法的有效性。其中,图像尺寸为 400×400 到 1200×1200 之间,篡改方式包括平移、旋转、缩放、JPEG 压缩等,图像类型包括了纹理、自然、建筑、人物等。实验的硬件环境为:个人笔记本电脑,Intel(R) Core(TM) i5-7300HQ CPU @ 2.50 GHz 处理器,8GB 内存;软件环境为 Python 2.7。

3.1 实验效果图

从各类篡改图像中选取部分结果图像进行展示。由图 2 可以看出,本文算法对各类篡改都能得到较好的检测效果,不仅特征点丰富,且误匹配点非常少,准确率较高。



图 2 本文算法对复制粘贴篡改的检测效果

3.2 对比分析

将本文算法与文献[17]和文献[18]中的检测算法进行对比,并采用像素层面的评价指标:准确率(Precision)和召回率(Recall)来评价算法,具体定义如式(17)和式(18)所示。

$$Precision=\frac{area(Forged \cap Detection)}{area(Detection)} \tag{17}$$

$$Recall=\frac{area(Forged \cap Detection)}{area(Forged)} \tag{18}$$

文献[17]提出的算法 a 将 SURF 算法与颜色特征结合,

首先利用颜色不变量检测特征点位置,增加特征点的数量并提高取证结果的召回率;其次,用 RGB 颜色通道扩充 SURF 描述子向量的维数。实验结果表明,该算法的取证准确率较高,鲁棒性强。文献[18]中提出的算法 b 对 SIFT 算法进行改进,在 SIFT 特征向量的基础上加入 HSI 颜色信息特征,不仅提高了篡改检测的精度,而且对后处理操作的鲁棒性强。

本文算法与文献[17-18]中算法对各种攻击的检测结果对比折线图如图 3 所示。

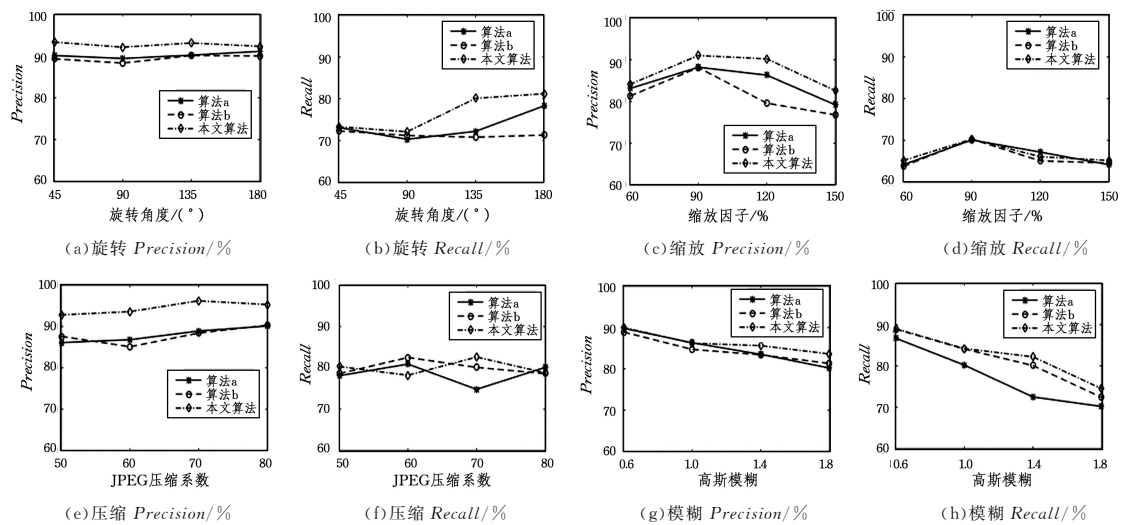


图 3 本文算法与其他算法的实验结果对比折线图

由图 3 和表 1 的综合结果可以看出,本文算法较其他算法有更高的准确率以及更为优秀的时间效率。值得注意的是,随着压缩比率的上升,召回率反而因为整体检测的特征点

减少而局部上升,从而减少了后期聚类收敛的时间。如果能够找到一个阈值,在检测前压缩图片,本文算法便能在不失基本正确性的前提下,大幅提高检测效率。

表 1 各个算法的平均检测时间
(单位:s)

图片像素值	本文算法	算法 a	算法 b
400 * 400	0.7	1.2	1.1
600 * 600	4.1	6.2	5.9
800 * 800	9.5	12.4	13.1
1200 * 1200	40.6	75.6	80.4

结束语 本文提出了基于 HSV 量化颜色特征和 SURF 检测器的算法来进行复制-粘贴篡改检测。首先,在特征提取过程中将 HSV 模糊量化颜色特征和 SURF 检测器结合,形成全面描述彩色图像内容的 FCQ-SURF 特征,增强了描述子的健壮性;然后,在特征点匹配过程中使用了 K-Means 和 KNN 相结合的方法,加快了匹配速度。实验结果表明,本文算法能很好地检测和定位彩色图像的复制粘贴篡改,对于各种篡改操作都具有较强的鲁棒性,且对于图像的多重篡改攻击和多区域篡改也得到了很好的检测效果。对比其他算法,本文算法的准确率和检测效率都有所提升。但是,本文算法对平滑区域的检测效果仍然需要改进。

参 考 文 献

[1] SONI B,DAS P K,THOUNAOJAM D M. CMFD;a detailed review of block based and key feature based techniques in image copy-move forgery detection[J]. Iet Image Processing,2018,12(2):167-178.

[2] MALVIYA A V,LADHAKE S A. Pixel Based Image Forensic Technique for Copy-move Forgery Detection Using Auto Color Correlogram[J]. Procedia Computer Science,2016,79:383-390.

[3] GONG J C,GUO J C. Image Copy-Move Forgery Detection Using SURF in Opponent Color Space[J]. Transactions of Tianjin University,2016,22(2):151-157.

[4] ZHU Y,SHEN X J,CHEN H P. Covert Copy-move Forgery Detection Based on Color LBP[J]. Acta Automatica Sinica,2017,43(3):390-397.

[5] WANG X Y,JIAO L X,WANG X B,et al. A new keypoint-based copy-move forgery detection for color image[J]. Applied Intelligence,2018:1-23.

[6] 谢伟,万晓霞,叶松涛,等. 基于局部色彩不变量的图像篡改检测方法[J]. 湖南大学学报(自科版),2016,43(8):128-134.

[7] KUSHOL R,SALEKIN M S,KABIR M H,et al. Copy-Move Forgery Detection Using Color Space and Moment Invariants-Based Features[C]// International Conference on Digital Image Computing:Techniques and Applications. IEEE,2016:1-6.

[8] BAY H,TUYTELAARS T,GOOL L V. SURF:Speeded up robust features[C]// Proceedings of the 9th European conference on Computer Vision- Volume Part I. Berlin:Springer,2006.

[9] 王梦思,王任华. 基于 SIFT 和 RGB 特征的同图复制篡改检测算法[J]. 中国人民公安大学学报(自然科学版),2018,24(2):83-87.

[10] CHERNOV V,ALANDER J,BOCHKO V. Integer-based accurate conversion between RGB and HSV color spaces[J]. Computers & Electrical Engineering,2015,46:328-337.

[11] 徐慧英,袁杰,赵建民,等. 一种基于颜色和纹理的图像检索方法[J]. 计算机科学,2009,36(5):282-286.

[12] TAHOUN M A,NAGATY K A,EL-ARIEF T I. A Robust Content-Based Image Retrieval System Using Multiple Features Representations[C]// Networking, Sensing & Control. IEEE,2005:116-122.

[13] 居学尉,贺利军,朱光宇. 基于离散 Fréchet 距离的多目标优化方法[J]. 计算机集成制造系统,2017(2):253-260.

[14] 陈付幸,王润生. 基于预检验的快速随机抽样一致性算法[J]. 软件学报,2005,16(8):1431-1437.

[15] 王天召,徐克虎,陈金玉. 基于 K-means 聚类 and RANSAC 的图像配准算法研究[J]. 计算机工程与科学,2014,36(9):1765-1769.

[16] PENG J,HEISTERKAMP D R,DAI H K. Adaptive Discriminant and Quasiconformal Kernel Nearest Neighbor Classification[M]// Support Vector Machines:Theory and Applications. Berlin:Springer,2005.

[17] 李若晨,李若晨,李勤,等. 图像内部 Move-Copy 篡改盲取证算法研究[J]. 四川大学学报(自然科学版),2016,53(1):67-72.

[18] 申铨京,朱叶,吕颖达,等. 基于 SIFT 和 HSI 模型的彩色图像复制-粘贴盲鉴别算法[J]. 吉林大学学报(工学版),2014,44(1):171-176.