

基于 SIFT 和 CIE Lab 的图像篡改检测

宋 凯,覃圣淋

(沈阳理工大学信息科学与工程学院,辽宁 沈阳 110159)

摘 要 目的 提出一种将 SIFT 算法和 CIE Lab 颜色模型相结合的方法来检测复制-移动篡改图像,解决传统 SIFT(Scale-invariant feature transform)算法无法应用颜色特征进行篡改图像检测所导致的特征关键点的错误匹配问题,提高篡改图像检测的准确度.方法 分别提取图像的 SIFT 特征与 Lab 颜色特征;使用 KNN(K-Nearest Neighbor)算法对提取的特征进行分类匹配,排除异常特征值.结果 笔者所提方法与以往的 SIFT 算法相比较,其错误匹配个数明显下降,降低了时间复杂度,提高了检测准确率,对图像篡改部分的平移、缩放和旋转操作都具有较强的鲁棒性,这三种操作对应的 F_1 值分别可达 86.8%,88.4%,88.5%.结论 SIFT 算法和 CIE Lab 颜色模型提取的特征能够较好地满足检测复制-移动篡改图像的要求,颜色信息能够有效地改善特征匹配效果,KNN 算法能够成功地排除异常匹配点.

关键词 图像篡改检测;SIFT;CIE Lab;复制-移动篡改图像;KNN

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

Image Tampering Detection Based on SIFT and CIE Lab

SONG Kai, QIN Shenglin

(School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang, China, 110159)

Abstract: A method combining SIFT algorithm and CIE Lab color model is proposed to detect the copy-move forgery image, it solves the problem of wrong matching of feature key points caused by the traditional SIFT (scale-invariant feature transform) algorithm can not apply color feature to image tampering detection and improves the accuracy of tampering image detection. SIFT features and lab color features of images are extracted successively; the KNN (K-Nearest Neighbor) algorithm is used to classify the extracted features and remove abnormal features. The method proposed by the author is compared with SIFT algorithm in the past, the number of mismatches is significantly reduced, the time complexity is reduced and the detection accuracy is improved. The presented method is robust to the translation, scaling and rotation operations of image tampering,

收稿日期:2019-05-30

基金项目:国家自然科学基金项目(61672360);辽宁省自然科学基金指导计划项目(2019-ZD-0260)

作者简介:宋凯(1964—),男,教授,博士,主要从事计算机视觉、智能检测与控制等方面研究.

and the corresponding F_1 values of the three operations can reach 86.8%, 88.4% and 88.5%, respectively. The features extracted by SIFT algorithm and CIE Lab color model can meet the requirements of detecting forgery images well, the color information can improve the matching results effectively, and the KNN algorithm can exclude the abnormal matching points successfully.

Key words: image tamper detection; SIFT; CIE Lab; copy-move forgery image; KNN

由于数字图像有直观的信息表达、易传输以及易获取等优点其在日常生活中具有广泛应用。随着图像处理技术的快速发展,对图像内容进行任意无可见痕迹的篡改是一件轻而易举的事,倘若这些篡改图像被恶意篡改者发布在网络上,会影响社会舆论的导向,严重影响人们的生活,与此同时,篡改图像也会给军事情报、保险理赔、法庭审判等方面的取证带来许多负面影响。因此,验证数字图像的真伪具有重要的现实意义^[1]。

图像篡改主要分为图像复制-移动、图像拼接和图像修饰这三大篡改类型。其中,复制-移动^[2]是最常见的图像伪造类型,也是笔者研究的重点内容,其操作过程是将图像的某一部分剪切之后粘贴在该张图像的其他位置以遮挡其原始内容,通常会结合模糊、缩放、旋转以及压缩等操作掩盖篡改痕迹以蒙蔽人眼。对于检测图像中是否存在复制-移动伪造操作^[3-7],主要通过检测这幅图像中是否具有两个或两个以上的相似区域来实现。

在检测复制-移动篡改操作的算法中, SIFT 算法是应用最广泛、最成熟且是基于点特征的图像匹配算法^[8-12]。SIFT 算法有许多优点,如良好的旋转、平移稳定性以及光照恒定等特点。然而,传统的 SIFT 方法也有一定的缺陷,即传统的 SIFT 方法为了降低图像维度,减少算法的计算复杂度,仅针对灰度图像进行研究,没有考虑图像的颜色信息。给定一幅真实图像且该幅图像中有不同颜色但形状大小都一致的两个物体时,若利用传统 SIFT 方法检测这幅图像,由于传统 SIFT 方法不能利用图像的颜色信息,当该幅图像被转换为灰度图像之后,图像中两个不同颜色、

形状大小都一致的物体就会被当作是经过复制-粘贴操作得到的两个相似物体,则算法最终会将此张真实图像误判为一张复制-移动篡改图像。因此,若利用传统的 SIFT 算法来检测复制-移动伪造图像,就会造成图像关键的颜色信息丢失,从而导致匹配点减少,匹配精度较低,产生误判的结果。近年来也有许多研究者致力于利用各种颜色信息来进行图像复制-移动篡改检测^[13-16]。

针对以上问题,笔者提出了一种用于检测复制-移动伪造图像的方法,将 SIFT 算法与 CIE Lab 颜色空间相结合进行特征关键点的提取,并利用 KNN 算法对提取的特征关键点进行分类识别,解决了传统 SIFT 算法不考虑图像颜色信息而导致的伪造区域匹配精度较低的问题。与单一的 SIFT 算法比较,笔者所提算法提升了彩色篡改图像检测的准确率与鲁棒性。

1 基于 SIFT 和 CIE Lab 的图像篡改检测

1.1 方法概述

笔者通过结合 SIFT 算法和 CIE Lab 颜色空间来解决传统 SIFT 算法无法应用颜色特征进行复制-移动篡改图像检测所导致的错误匹配问题,以提高篡改图像的检测准确率。所提算法首先利用 SIFT 算法提取图像的特征关键点,然后在以特征关键点为中心的领域内计算图像的 Lab 颜色特征值,最后利用 KNN 分类算法分别对 SIFT 特征和 Lab 颜色特征进行特征点匹配。为了降低算法的时间复杂度,提高匹配速度,先将提取的 SIFT 特征进行匹配之后再继续进行 Lab 颜色特

征的匹配,在此过程中,若 SIFT 特征无法匹配成功则说明图像未经篡改,反之,则得到 SIFT 匹配关键点,继续进行 Lab 颜色特征提取以及颜色特征匹配;若匹配关键点的颜色特征不相似,则这些匹配关键点会被当做异常匹配点而被排除掉,反之则认为该幅图像是经过复制-移动操作后的篡改图像.其中,结合 SIFT 算法和 CIELab 颜色空间复制-移动篡改图像检测算法的流程框图如图 1 所示.

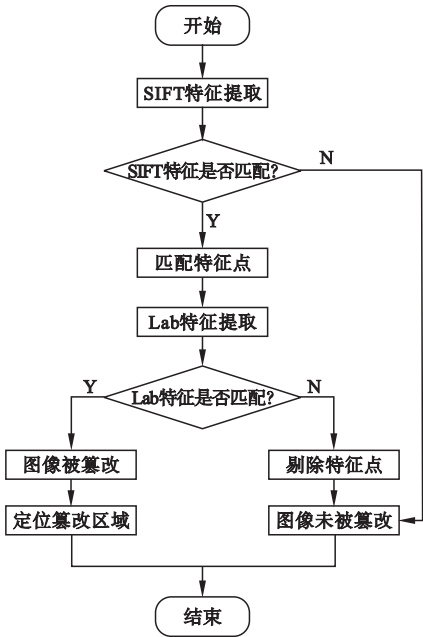


图 1 算法流程框图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

1.2 SIFT 算法

图像的局部特征可以捕捉到更多的篡改信息,而 SIFT 算法由于本身特有的尺度不变特性,通常被用于描述图像的局部特征^[17-18],SIFT 特征表达的信息量大且有比较大的区分度,能够在大量的特征数据中有更准确的匹配.因此,笔者利用 SIFT 算法对图像进行特征关键点检测,其方法步骤如下.

(1)构建尺度空间

尺度空间的构建可以提取到更多有关图像边缘、角点信息的这种代表性特征.尺度空间中的尺度大小影响着各个尺度图像的模糊

程度,通过调节尺度大小可以对图像的局部细节信息进行查看,也可随时掌握图像的全局信息.由于差分高斯尺度模型,也称 DOG (Difference of Gaussians) 空间,其计算复杂度小,获取的图像特征稳定,且在 DOG 空间提取关键点可降低算法复杂度,因此笔者将 DOG 空间作为最终的尺度空间,其定义如下:

$$D(x,y,\sigma)=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma). \tag{1}$$

其中, $L(x,y,\sigma)$ 为二维尺度空间, $G(x,y,\sigma)$ 为尺度可变高斯函数,自定义如下:

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)\times I(x,y). \tag{2}$$

$$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}. \tag{3}$$

(2)提取关键点

在 DOG 空间中进行图像关键点的提取实质上是提取局部极值点,局部极值点则可通过对一个像素及其相邻点的图像域与尺度域进行比较获得.

(3)关键点的精确定位

关键点的精确位置与尺度由局部极值点与该极值点的偏移量共同决定,所以在提取了图像的局部极值点后还需要对该极值点的偏移量进行求解.对于偏移量的求解首先需要对 DOG 函数进行泰勒展开后,再将展开式中的一阶偏导数置为 0 后求出.定义如下:

$$D(X)=D+\frac{\partial D^T}{\partial X}X+\frac{1}{2}X^T\frac{\partial^2 D}{\partial X^2}. \tag{4}$$

$$\hat{X}=-\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial X^2}\frac{\partial D}{\partial X}. \tag{5}$$

其中, $D(X)$ 为 DOG 函数泰勒展开式, \hat{X} 为偏移量.

又由于 DOG 值对边缘敏感,会产生较强的边缘响应,而边缘响应点的值不稳定,会直接影响算法的检测准确率,因此需要消除图像的边缘响应点.判断一个关键点是否为边缘响应点可以依据该点主曲率的大小,与非边缘响应点相比,边缘响应点的主曲率的值更大,因此,为了消除边缘响应点,可设置

一个阈值,只要该关键点的主曲率小于此阈值,就认为该点是一个有效的特征关键点,反之,该点会被认为是边缘响应点并被剔除.又因为 DOG 的主曲率与 2×2 的 Hessian 矩阵的特征值成正比,因此可通过 Hessian 矩阵来进行边缘响应点的消除,Hessian 矩阵用 H 表示,其定义如下:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}. \quad (6)$$

在 Hessian 矩阵中,各元素是 DOG 函数的二阶偏导数.设 $Tr(H)$ 为矩阵的迹, $Det(H)$ 为矩阵的行列式,分别由式(7)、式(8)表示,其中 α 表示 H 的最大特征值,代表 x 方向的梯度; β 表示 H 的最小特征值,代表 y 方向的梯度.

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta. \quad (7)$$

$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = \alpha\beta. \quad (8)$$

令 $\alpha = r\beta$,则:

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta} = \frac{(\gamma\beta + \beta)^2}{\gamma\beta^2} = \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}. \quad (9)$$

因此,为了检测主曲率是否小于某一个阈值时,可直接用式(10)来判断,其中 r 取 10.

$$\frac{Tr(H)^2}{Det(H)} < \frac{(\gamma + 1)^2}{\gamma}. \quad (10)$$

为了提高关键点的抗噪性能以及匹配稳定性,在前期进行关键点提取过程中也可利用高斯模糊操作对图像进行消噪处理并剔除图像中低对比度的关键点.

(4) 特征主方向的提取与描述子的生成

为了使得描述符具有旋转不变性,在确定特征主方向之前,需要利用图像的局部特征为每一个关键点分配一个基准方向.采用 Lowe 建议的描述子获得方式生成最终的 SIFT 特征,即在以特征关键点为中心的 4×4 尺度空间领域窗口内,提取 8 个方向的梯度信息,最终每个描述符都是一个 128 ($4 \times 4 \times 8$) 维的特征向量.其中,梯度和方向的定义如下:

$$grad(x,y) = (L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2. \quad (11)$$

$$dir(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \right). \quad (12)$$

1.3 CIE Lab 颜色特征提取

由于颜色特征不受图像本身的方向或者尺度变化的影响,因此充分利用图像的颜色信息进行图像篡改检测具有较强的鲁棒性.又因为传统的 SIFT 算法仅针对灰度图像进行研究,导致图像中与颜色特征相关的篡改信息丢失,所以通过在传统的 SIFT 算法上增加关键点的颜色特征可以增加有效的特征匹配个数,提高篡改图像检测率^[19].

考虑到彩色图像中颜色的多样性以及拟采用的颜色空间应能够将人的视觉感应进行充分描述,笔者决定采用 CIE Lab 颜色空间,与其他常见颜色空间(如 RGB、CMYK 等)相比,其定义的色彩最多,色域范围比人类视觉的色域范围都大,且是处理速度最快的三维颜色空间.该颜色空间最大的特点就是色彩感知均匀,由一个亮度分量(L)和两个色度分量(a, b)这三维组成.其空间模型如图 2 所示.

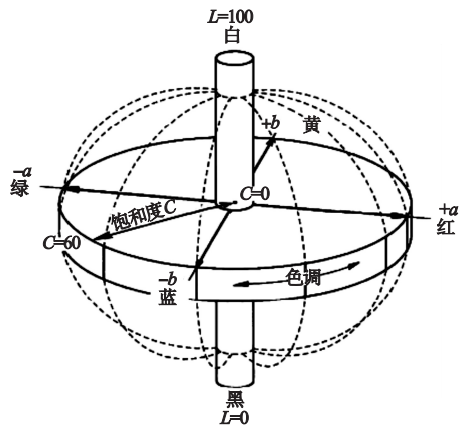


图 2 CIE Lab 空间模型

Fig. 2 The spatial model of CIE Lab

从图 2 中可以看出,亮度分量 L 的数值范围为 $0 \sim 100$,其表示的颜色范围由黑到白;两个色度分量 a, b 的数值变化都是由正到负,数值范围分别为 $-a$ 到 $+a$ 与 $-b$

到 + *b*, 两者颜色分别从绿到红、从蓝到黄进行渐变. 由于笔者所使用的图像伪造数据集都为 RGB 图像, 因此在对图像进行 Lab 特征提取之前需要进行图像的色度空间转换. 而 RGB 图像不能直接转换为 CIE Lab 图像, 因此笔者利用 CIE-XYZ 色度空间作为过渡颜色空间, 先将 RGB 图像转换为 XYZ 图像后再进行图像的 Lab 转换, 其转换过程如下:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = M \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}. \tag{13}$$

其中,

$$M = \begin{bmatrix} 0.412\ 4 & 0.357\ 6 & 0.180\ 5 \\ 0.212\ 6 & 0.715\ 2 & 0.072\ 2 \\ 0.019\ 3 & 0.119\ 2 & 0.950\ 5 \end{bmatrix}.$$
$$\begin{cases} L = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16, \\ a = 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right], \\ b = 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right]. \end{cases} \tag{14}$$

式中: X_n 、 Y_n 、 Z_n 表示光源白点的坐标.

对于 Lab 图像, 其亮度分量中包含更多图像的细节信息, 而两色度分量中包含的是图像所有的颜色信息. 因此, 在提取到图像的 SIFT 关键点后, 应把以 SIFT 关键点为中心的 $N \times N$ 邻域内像素的颜色分布分别映射到两个颜色通道 (a 、 b) 的颜色直方图中, 以获取最终的 Lab 特征向量, 其中 N 取 9.

1.4 KNN 算法

KNN 算法, 也称 K 近邻模型, 是一种基于距离的分类学习方法, 其原理简单易理解, 对于有噪声的训练数据都有较强的鲁棒性^[20-21]. 该算法只需要建立训练样本库, 在特征进行训练的同时进行分类, 且当新样本加入后不需要重新训练, 分类精度高, 对异常值不敏感. KNN 算法最常支持的两种距离度量方式分别为曼哈顿距离和欧式距离. 笔者选择后者进行特征向量度量, 其 n 维空间的

定义如下:

$$Dist(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}. \tag{15}$$

对于 KNN 算法的实现主要分为以下步骤:

- (1) 对特征数据集进行划分并加载训练数据和测试数据;
- (2) 选择 K 值 (K 值可为任意整数);
- (3) 计算 K 个邻居的欧氏距离并根据距离大小将其进行增序排列;
- (4) 选取排列后数组的前 K 行数据并确定这 K 行数据出现频率最高的类别;
- (5) 选择出现频率最高的这一类作为新数据的分类标签.

有效的特征训练和参数 K 值的选择是影响 KNN 分类器性能的两个至关重要的因素. 笔者将在特征提取操作过程中提取到的 SIFT-Lab 特征关键点作为测试数据或者训练数据来进行算法的训练.

2 算法性能评估与实验结果

2.1 算法性能评估

笔者采用精确率 P (查全率)、召回率 R (查准率) 以及 F_1 值 (精确率和召回率的调和均值) 这三种评估指标对所提算法进行评估. 精确率针对算法的预测结果, 即正确预测的正样本占全部预测为正样本的比例, 召回率针对的是原始样本, 即正确预测的正样本占全部实际为正样本的比例, F_1 值则用于综合反映该算法整体的指标.

精确率定义为

$$P = \frac{TP}{TP + FP}. \tag{16}$$

召回率定义为

$$R = \frac{TP}{TP + FN}. \tag{17}$$

F_1 值定义为

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R}. \tag{18}$$

其中, TP 指将真实图像识别为真实图像; TN

指将伪造图像识别为伪造图像;*FP* 指将真实图像识别为伪造图像;*FN* 指将伪造图像识别为真实图像。

2.2 实验结果

为验证 SIFT-Lab 算法对复制 - 移动篡改图像的检测性能,利用对比分析法设计了一系列实验,分别采用单一的 SIFT 算法, SIFT 算法与 RGB 颜色空间相结合的方法 (SIFT-RGB 算法) 以及笔者提出的 SIFT-Lab 算法对复制 - 移动篡改图像进行检测;与此同时,为了检测所提算法的鲁棒性,在篡改图像中加入了平移、旋转、缩放等不同后处理操作。实验采用的篡改图像数据集总数为 100 张,其中包含了 65 张篡改图像和 35 张真实图像,数据集中图像大小都为 1024 × 768。最终实验结果如表 1 ~ 表 3 所示。

表 1 平移操作下各类算法的检测结果
Table 1 Detection results of various algorithms under translation operation

算法	<i>P</i> /%	<i>R</i> /%	<i>F₁</i> /%
SIFT	82.5	80.0	81.3
SIFT-RGB	85.9	84.6	85.8
SIFT-LAB	87.5	86.2	86.8

表 2 缩放操作下各类算法的检测结果
Table 2 Detection results of various algorithms under scaling operation

算法	<i>P</i> /%	<i>R</i> /%	<i>F₁</i> /%
SIFT	84.1	81.5	82.8
SIFT-RGB	87.5	86.2	86.8
SIFT-LAB	89.1	87.8	88.4

表 3 旋转操作下各类算法的检测结果
Table 3 Detection results of various algorithms under rotation operation

算法	<i>P</i> /%	<i>R</i> /%	<i>F₁</i> /%
SIFT	83.6	78.5	81.0
SIFT-RGB	84.8	86.2	85.5
SIFT-LAB	87.9	89.2	88.5

通过对比以上三个表格中精准率 *P*、召回率 *R* 和 *F₁* 值这三个指标可以得出: SIFT-RGB 算法和 SIFT-Lab 算法较于 SIFT 算法都有提升,且 SIFT-Lab 算法的检测效果更好

于 SIFT-RGB 算法,这也证明了笔者所提 SIFT-Lab 算法的有效性。

图 3 ~ 图 5 为 SIFT-Lab 算法对经过不同后处理操作的篡改图像的仿真结果示例。



图 3 SIFT-Lab 算法对平移操作检测结果示例
Fig. 3 Example of the result of SIFT-Lab algorithm for translation operation



图 4 SIFT-Lab 算法对缩放操作的检测结果示例
Fig. 4 Example of the result of SIFT-Lab algorithm for scaling operation



图 5 SIFT-Lab 算法对旋转操作的检测结果示例
Fig. 5 Example of the result of SIFT-Lab algorithm for rotation operation

3 结 论

- (1) CIE Lab 特征充分利用了图像的颜色成分, SIFT-Lab 算法解决了传统 SIFT 算法不考虑图像色度信息的而导致某些关键篡改信息被隐藏的问题。
- (2) 先对 SIFT 算法提取的关键点进行匹

配后,再进行 Lab 特征的匹配,可及时排除异常匹配点,降低时间复杂度,提高匹配速度。

(3) 结合 SIFT 算法与 CIE Lab 颜色空间进行复制-移动篡改图像检测方法,减少了错误匹配关键点的个数,提高了检测率,对图像篡改部分的平移、缩放和旋转操作都具有较强的鲁棒性。

参考文献

- [1] 林祥,李建华,王士林,等. 简述图像被动取证技术[J]. Engineering, 2018, 4(1): 66-89. (LIN Xiang, LI Jianhua, WANG Shilin, et al. Recent advances in passive digital image security forensics: a brief review [J]. Engineering, 2018, 4(1): 66-89.)
- [2] DIXIT R, NASKAR R. Review, analysis and parameterisation of techniques for copy move forgery detection in digital images [J]. IET image processing, 2017, 11(9): 746-759.
- [3] ZHENG Lilei, ZHANG Ying, VRIZLYNN L. A survey on image tampering and its detection in real-world photos [J]. Journal of visual communication and image representation, 2019, 58: 380-399.
- [4] MUSHTAQ S, MIR A. Image copy move forgery detection: a review [J]. International journal of future generation communication and networking, 2018, 11(2): 11-22.
- [5] 柴新新. 图像复制粘贴篡改检测技术研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2016. (CHAI Xinxin. Research on image copy and paste tamper detection technology [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016.)
- [6] 刘璐. 数字图像复制粘贴检测算法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2019. (LIU Lu. Copy-move forgery detection algorithm for digital images [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.)
- [7] ANDRE K, VLADISLAV M. A new copy-move forgery detection algorithm using image preprocessing procedure [J]. Procedia engineering, 2017, 201: 436-444.
- [8] ALBERRY H A, HEGAZY A A, SALAMA G I. A fast SIFT based method for copy move forgery detection [J]. Future computing and informatics journal, 2018, 3(2): 159-165.
- [9] JIN Guonian, WAN Xiaoxia. An improved method for SIFT-based copy-move forgery detection using non-maximum value suppression and optimized J-linkage [J]. Signal processing-image communication, 2017, 57: 113-125.
- [10] 张劲松, 杨玫, 周立新. 一种改进的 SIFT 篡改检测算法 [J]. 电子器件, 2017, 40(6): 1496-1501. (ZHANG Jinsong, YANG Mei, ZHOU Lixin. Detection of copy move forgery image based on an improved SIFT descriptor [J]. Electronic devices, 2017, 40(6): 1496-1501.)
- [11] ABD WARIF N B, WAHAB A W A, IDRIS M Y I, et al. SIFT-symmetry: a robust detection method for copy-move forgery with reflection attack [J]. Journal of visual communication and image representation, 2017, 46: 219-232.
- [12] 叶雨晴, 邱晓晖. 基于 SIFT 与 K-means 的图像复制粘贴篡改检测 [J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(6): 121-124. (YE Yuqing, QIU Xiaohui. Copy-move forgery detection based on SIFT and K-means clustering [J]. Computer technology and development, 2018, 28(6): 121-124.)
- [13] 李小琛, 黄添强. 融合彩色信息与 SIFT 特征的帧内复制粘贴篡改检测 [J]. 计算机系统应用, 2018, 27(7): 11-18. (LI Xiaochen, HUANG Tianqiang. Forgery detection of copy-paste video based on fusion of color information and SIFT feature [J]. Computer system and applications, 2018, 27(7): 11-18.)
- [14] 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.
- [15] 甘玲, 王凯. 基于 HSV 和 HE 的复制粘贴篡改检测算法 [J]. 重庆邮电大学学报, 2019, 31(3): 400-406. (GAN Ling, WANG Kai. Detection algorithm of copy and paste tampering based on HSV and HE [J]. Journal of Chongqing university of posts and telecommunications, 2019, 31(3): 400-406.)
- [16] SHEN Qi, ZHAO Yan. Perceptual hashing for color image based on color opponent component and quadtree structure [J]. Signal processing, 2020, 166: 1-12.
- [17] YANG Bin, SUN Xingming, GUO Honglei, et al. A copy-move forgery detection method based on CMFD-SIFT [J]. Multimedia tools and applications, 2018, 77(1): 837-855.
- [18] SHAIN A, JAIN P. Copy move forgery detection on digital images using M-SIFT algorithm [J]. International journal of advance research, ideas and innovations in technology, 2019, 5(1): 651-655.
- [19] 胡梦琪. 基于颜色信息的数字图像复制粘贴篡改检测技术研究 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2019. (HU Mengqi. Research on copy-move forgery detection in digital images based on color information [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2019.)
- [20] ZHANG Shichao, LI Xuelong, ZONG Ming, et al. Learning k for KNN classification [J]. ACM transactions on intelligent systems and technology, 2017, 8(3): 1-19.
- [21] ZHANG Shichao, LI Xuelong, ZONG Ming, et al. Efficient KNN classification with different numbers of nearest neighbors [J]. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 2018, 29(5): 1774-1785.

(责任编辑: 刘春光 英文审校: 范丽婷)