

文章编号: 2095-4980(2021)03-0497-09

基于极性复指数变换的图像伪造检测算法

苏百究¹, 杜永生², 黄传波³

(1. 济宁职业技术学院 电子信息工程系, 山东 济宁 272073; 2. 济宁学院 计算机科学学院, 山东 曲阜 273155;
3. 西南科技大学 国防科技学院, 四川 绵阳 621010)

摘要: 为解决当前图像伪造检测方法在识别复制内容区域时忽略了颜色信息和不同颜色分量之间的相关性, 使其对伪造内容的定位与检测准确度不理想的问题, 设计了基于改进的加速稳健特征(SURF)描述符与多元极性复指数变换的图像伪造检测算法。引入高斯低通滤波器, 对彩色图像完成过滤, 以消除噪声, 再计算滤波图像的颜色不变性, 用其替代 SURF 描述符中的灰度分量, 对 SURF 方法予以改进, 获取新的 Hessian 矩阵, 充分检测彩色图像中的兴趣点; 随后, 利用这些兴趣点来构建一组连通的 Delaunay 三角网。基于四元极性复指数变换, 充分考虑不同颜色分量之间的相关性, 有效提取三角网的局部视觉特征; 计算视觉特征之间的欧式距离, 根据预设阈值, 对三角网实施配准; 最后, 引入随机样本一致性, 剔除错误匹配的三角网, 并定义后处理方法, 检测出复制伪造区域。测试数据显示: 相对已有的复制-粘贴伪造检测方法, 在多种几何变换条件下, 所提方法具有更高的伪造检测准确性。

关键词: 图像伪造检测; 颜色不变性; SURF 描述符; 兴趣点; 复指数变换; 局部视觉特征; 随机样本一致性

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020175

Image forgery detection algorithm based on polarity complex exponential transform

SU Baiyan¹, DU Yongsheng², HUANG Chuanbo³

(1. Department of Electronic Information Engineering, Jining Polytechnic of China, Jining Shandong 272073, China;
2. School of Computer Science, Jining College, Qufu Shandong 273155, China;
3. School of Defense Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang Sichuan 621010, China)

Abstract: In order to solve the problem as low location and detection accuracy of duplicate content areas induced by ignoring the color information and the correlation between different color components in current image forgery detection method when identifying the duplicate content area, this paper designs an image forgery detection method based on improved Speeded Up Robust Features(SURF) descriptor and multi-polarity complex exponential transformation. The Gaussian low pass filter is introduced to filter the color image for eliminating noise. Then the color invariance of the filtered image is calculated, and the gray component of the SURF descriptor is replaced by the color invariance to improve the SURF method for obtaining a new Hessian matrix and detecting the interest points in the color image adequately. Subsequently, a set of connected Delaney triangular networks is constructed by using these interest points. The local visual features of triangular networks are extracted based on the quadripolar complex exponential transformation. The Euclidean distance between visual features is calculated, and the triangulation mesh is registered according to the preset threshold. Finally, random sample consistency is introduced to eliminate mismatched triangular networks, and post-processing method is defined to locate the duplicated and forged regions. The test data show that compared with the existing copy-paste forgery detection methods, the proposed method has higher accuracy in forgery detection under various geometric transformations.

收稿日期: 2020-05-15; 修回日期: 2020-07-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(90820306); 山东省科技发展计划资助项目(2014GGX109002)

作者简介: 苏百究(1980-), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向为图像处理、计算机应用、数据处理。email: Subyan1980sd@163.com

Keywords: image forgery detection; color invariance; SURF descriptor; interest points; complex exponential transformation; local visual features; random sample consistency

图像作为数字数据的常用载体之一, 存在丰富的用户信息, 已成为目前用户实施表达与交流的重要介质。但随着图像编辑工具的功能越来越强大, 任何人都可以轻松地修改数字图像的内容, 且不会留下任何可感知的伪影, 这些恶意篡改的数字图像会给用户带来一些潜在的安全隐患^[1-2]。因此, 诸多国内外研究者对图像伪造进行了研究, 开发了各种方法对抗篡改和伪造, 以确保图像的真实性。

复制-粘贴伪造是当前最为常见的内容伪造方式之一, 从图像中复制一个或多个区域, 并将其粘贴在同一图像中, 从而形成一幅内容虚假的图像^[3]。在图像内容的复制和移动过程中, 通常还会添加部分其他处理, 如噪声、旋转和缩放等, 以生成视觉逼真的伪造品。由于图像编辑软件的广泛应用, 导致复制-粘贴操作变得容易, 近年来, 复制-粘贴伪造检测已成为当前图像信息安全领域较为重要的研究主题。袁桂霞等^[4]通过将彩色图像变换为灰度图像, 并将其划分为一系列的非重叠子块, 借助离散余弦变换处理每个子块, 以此构建图像对应的系数矩阵, 并基于高斯径向基函数, 将其系数矩阵的特征值作为块的特征表示, 借助阈值与不同块之间的 Euclidean 距离完成伪造检测。这种方式是一种典型的块检测技术, 具有一定的检测精确度, 并可对多个复制区域实施定位, 但其主要依赖图像的灰度信息来完成识别, 忽略了图像的色彩信息, 导致对图像特征的描述能力不足, 存在检测不完整和错误识别等现象, 限制了检测精确度。Yang 等^[5]通过引入一个阈值来改进尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)描述符, 检测图像中的特征点, 并基于关键点均匀性测量机制, 将图像中的关键点均匀分布在图像中, 借助聚集层次聚类方案, 对均匀分布的关键点实施匹配, 通过统计聚类中的关键点数量来判断伪造区域。该技术是典型的基于关键点的伪造检测方法, 采用了关键点均匀性测量机制, 能够处理纹理区域缺少关键点时的伪造定位问题, 但该方法采用 SIFT 描述符, 忽略了图像中不同颜色分量之间的相关性, 降低了彩色篡改图像的检测和定位精确度。Wang 等^[6]利用高斯低通滤波器消除彩色图像中的噪声干扰, 并将滤波结果分割为一系列的非重叠圆形子块, 再提取每个子块的四元数指数矩的模, 组合这些模, 形成一个矢量场。最后, 借助欧式局部敏感哈希, 定位复制区域。该技术采用四元数指数矩, 较好地考虑了图像中不同颜色分量之间的相关性, 对各种攻击变换下的复制-粘贴伪造具有较好的检测精确度, 但这种技术通过局部敏感哈希完成子块匹配, 易导致误匹配, 匹配精确度有待进一步提高。

为充分利用彩色图像的颜色信息来准确定位和检测伪造区域, 本文基于文献[6]的思想, 通过改进 SURF 描述符, 联合四元极性复指数变换, 提出新的复制-粘贴图像伪造检测算法。利用高斯低通滤波器对彩色图像实施预处理, 并将颜色不变性引入到经典的 SURF 算子中, 生成新的 Hessian 矩阵, 增强对彩色图像的描述能力, 获取满意的兴趣点, 并通过这些兴趣点构建一组连通的 Delaunay 三角网。通过四元极性复指数变换, 考虑彩色图像的红(Red, R)、绿(Green, G)、蓝(Blue, B)三分量之间的相关性, 提取三角网的局部视觉特征, 提高复制内容的定位与检测精确度。计算三角网特征之间的欧式距离, 快速搜索匹配的 Delaunay 三角形。联合随机样本一致性与后处理方法, 完成复制伪造区域的定位。最后, 对所提算法的伪造定位与检测准确性进行了测试。

1 所提图像伪造检测算法

所提图像内容伪造检测过程的过程见图 1。该方法的检测分为 4 个过程: a) 基于颜色不变性与 SURF 描述符的兴趣点检测; b) 基于兴趣点的三角网构造; c) 基于四元极性复指数变换的局部视觉特征提取及三角网匹配; d) 基于随机样本一致性与后处理方法的伪造区域定位。

1.1 基于颜色不变性与 SURF 描述符的兴趣点检测

SURF 描述符过程主要包括 3 个阶段^[7-8], 分别是建立 Hessian 矩阵, 构建金字塔尺度空间以及兴趣点检测。

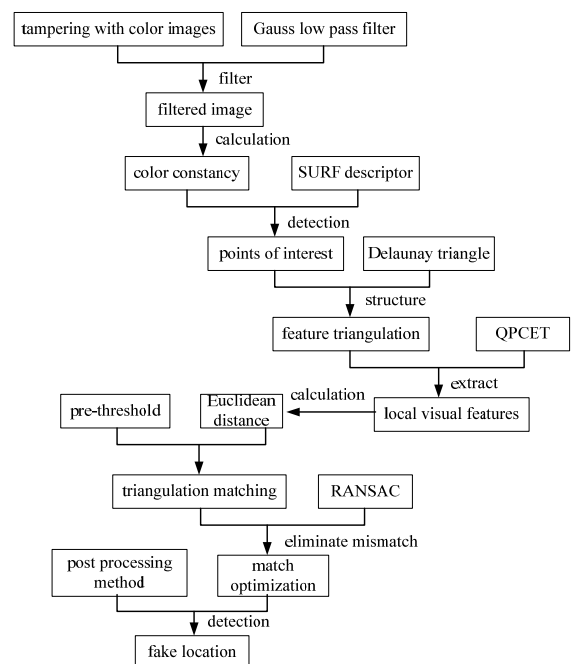


Fig.1 Forgery detection process of the proposed algorithm
图 1 所提算法的伪造检测过程

令彩色图像的灰度分量为 I ，给定其中的一个像素点 $\mathbf{x}=(x, y)^T$ ，则尺度为 σ 的 Hessian 矩阵 \mathbf{H} 为^[8]：

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) \\ L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{yy}(\mathbf{x}, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中： $L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma), L_{yy}(\mathbf{x}, \sigma)$ 为 I 在 x, y 位置处的高斯二阶偏导的卷积结果； $L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma), L_{yx}(\mathbf{x}, \sigma)$ 为 I 在 x, y 位置处的高斯二阶偏导的卷积结果。

在经典的 SUFR 算子中，为降低计算复杂度，通常采用一个 9×9 的盒子滤波器。因此，根据式(1)，可得其对应的行列式 $\det(\mathbf{H})$ 为：

$$\det(\mathbf{H}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (2)$$

式中： D_{xx}, D_{yy} 分别为输入图像在 x, y 位置处的二阶导数； D_{xy} 为输入图像在 x 与 y 位置处的连续偏导。

若式(1)中的 $\mathbf{H}(\mathbf{x}, \sigma) < 0$ ，则可把这个像素点当作非局部极值点；若 $\mathbf{H}(\mathbf{x}, \sigma) > 0$ ，则可将这个像素点判断为局部极值点。随后，利用积分图像和盒子滤波器建立金字塔尺度空间^[7-8]，借助非极大值抑制法，将集中程度最高的极值点视为图像中的候选兴趣点。最后，将每个像素点的 Hessian 矩阵对应的 $\det(\mathbf{H})$ 和预设 Hessian 响应阈值 W 实施比较，当 $\det(\mathbf{H}) < W$ 时，将此时候选兴趣点删除，从而获取稳定的兴趣点。但在当前的 SUFR 描述符中^[9]，主要是利用单纯的灰色分量来提取兴趣点，而忽略了图像的颜色信息，因此，对于彩色图像，通常无法获得令人满意的兴趣点检测结果。针对此不足，在所提算法中，引入颜色不变性^[10]来改进 SUFR 描述符，增强对图像的描述能力。根据文献[10]发现，颜色不变性主要结合图像的颜色与几何特征来计算，其光度反射系数 $E(\lambda, \mathbf{x})$ 由 Kubelka-Munk 的光谱发射理论建模：

$$E(\lambda, \mathbf{x}) = e(\lambda, \mathbf{x}) [1 - \rho_f(\mathbf{x})]^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) + e(\lambda, \mathbf{x}) \rho_f(\mathbf{x}) \quad (3)$$

式中： \mathbf{x} 为给定像素点； $e(\lambda, \mathbf{x})$ 为输入光的强度； λ 为波长； $\rho_f(\mathbf{x})$ 为光谱密度； $R_\infty(\lambda, \mathbf{x})$ 为光谱反射比率。大多数情况下， $e(\lambda, \mathbf{x})$ 在每个波长下是保持不变的，因此 $e(\lambda, \mathbf{x})$ 可写成 $i(\mathbf{x})$ 的形式，则式(3)可变为：

$$E(\lambda, \mathbf{x}) = i(\mathbf{x}) \left[\rho_f(\mathbf{x}) + (1 - \rho_f(\mathbf{x}))^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) \right] \quad (4)$$

对于波长 λ ，对式(4)实施一阶和二阶微分，可得：

$$E_\lambda = i(\mathbf{x}) (1 - \rho_f(\mathbf{x}))^2 \frac{\partial^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x})}{\partial \lambda} \quad (5)$$

$$E_{\lambda\lambda} = i(\mathbf{x}) (1 - \rho_f(\mathbf{x}))^2 \frac{\partial^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x})}{\partial \lambda^2} \quad (6)$$

式中 $E_\lambda, E_{\lambda\lambda}$ 分别为反射系数 $E(\lambda, \mathbf{x})$ 对 λ 的一阶和二阶微分。

根据式(5)和式(6)，计算图像的颜色不变性 Z ：

$$Z = \left(\frac{E_\lambda}{E_{\lambda\lambda}} \right) = \frac{\partial^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) / \partial \lambda}{\partial^2 R_\infty(\lambda, \mathbf{x}) / \partial \lambda^2} = f(R_\infty(\lambda, \mathbf{x})) \quad (7)$$

式中 Z 为图像的颜色不变量表示，与方向、视点、强度和亮度无关。

根据文献[8]可知，在人眼视觉系统下，可得到 R-G-B 模式下的颜色不变性模型为：

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.06 & 0.17 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (8)$$

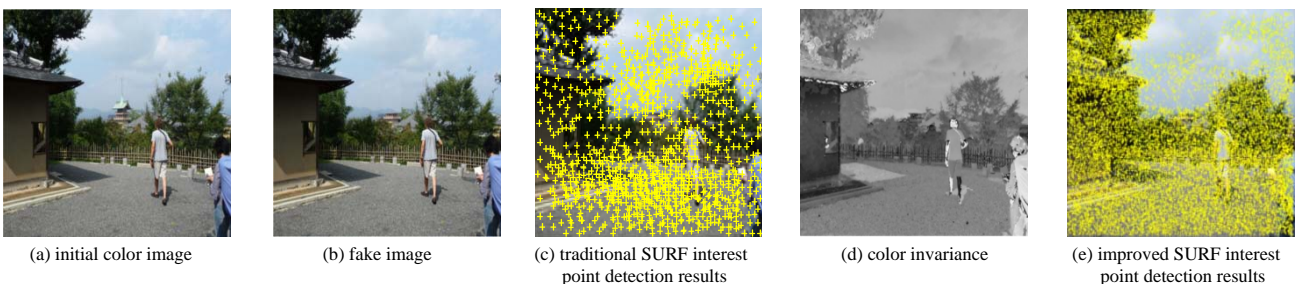


Fig.2 Detection results of interest points based on color invariance and SURF
图 2 基于颜色不变性与 SURF 的兴趣点检测结果

为充分提取图像中的稳定关键点,提高伪造定位与检测精确度,本文首先利用高斯低通滤波器^[11]消除彩色图像的噪声,输出滤波图像;随后,利用颜色不变性 Z 替换滤波图像的灰度分量,再按照式(1)获取新的 Hessian 矩阵,执行 SURF 描述符,充分获取彩色图像的兴趣点。基于以上过程处理见图 2(a),形成的伪造数据见图 2(b),通过计算其颜色不变性,得到的数据见图 2(d)。图 2(c)和图 2(e)是不同方法所对应的关键点。可见,通过颜色不变性改进的 SURF 算子具备更强的描述能力,能更加充分地检测到满意的兴趣点。

1.2 基于兴趣点的三角网构造

为提高兴趣点的匹配鲁棒性,引入 Delaunay 三角理论^[12]构造兴趣点的稳定结构。令 $P = \{p_i, i=1,2,\dots,n\}$ 为检测到的兴趣点,则集合 P 的 Delaunay 三角网可被定义为三角 $C = \{p_i, p_j, p_k\}$ 的凸壳^[12]:

$$DT(P) = \left[\left((p_i, p_j, p_k) / C(p_i, p_j, p_k) \right) \cap (P - p_i - p_j - p_k) = \phi \right] \quad (9)$$

式中: (p_i, p_j, p_k) 为 Delaunay 三角网; $C(p_i, p_j, p_k)$ 为 (p_i, p_j, p_k) 的内切圆部分。

在构造 Delaunay 三角网时,兴趣点不应全部共线,且圆的周长不能包含 4 个或更多点。此外, $DT(P)$ 中的任何三角形的外接圆都应为空。通过 Delaunay 三角理论,对于含有 n 个兴趣点的集合 P ,可以产生 N_{Δ} 个三角形 Δ 和 N_e 个边缘:

$$N_{\Delta} = 2(N-1) - N_C \quad (10)$$

$$N_e = 3(N-1) - N_C \quad (11)$$

式中 N_C 为三角边缘上的兴趣点的数量。

以图 2(e)为对象,根据上述 Delaunay 三角理论,其所有的兴趣点构成的 Delaunay 三角网见图 3,其中的三角形见图中的箭头所指。

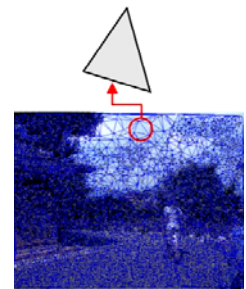


Fig.3 The construction of Delaunay triangulation network
图 3 Delaunay 三角网的构造

1.3 基于四元极性复指数变换的局部视觉特征提取及三角网匹配

四元极性复指数变换(Quaternion Polar Complex Exponential Transform, QPCET)的模对各种常见的图像处理操作具有更强的鲁棒性^[13-14]。给定一个极坐标域内的彩色图像 $f(r, \theta)$, 其对应的 QPCET 函数如下^[13]:

$$M_{n,l} = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(r, \theta) [H_{n,l}(r, \theta)]^* r dr d\theta = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(r, \theta) \exp(-\mu 2\pi n r^2) \exp(-\mu l \theta) r dr d\theta \quad (12)$$

式中: $M_{n,l}$ 为 QPCET 系数; n 为 QPCET 的阶数; l 为 QPCET 的重复次数; $[H_{n,l}(r, \theta)]^*$ 为 QPCET 的基函数 $H_{n,l}(r, \theta)$ 的复共轭; $\mu = (i + j + k) / \sqrt{3}$ 是一个纯四元数,对于彩色图像,将其 3 个颜色分量 R,G,B 生成 $\mu = (f_R + f_G + f_B) / \sqrt{3}$; r 为极坐标半径; θ 为旋转角度。

由于 QPCET 的基函数 $H_{n,l}(r, \theta)$ 是正交的,因此可用有限阶 QPCET 系数 $M_{n,l} (n \leq n_{\max}, l \leq l_{\max})$ 来近似重构彩色图像 $f(r, \theta)$:

$$f^*(r, \theta) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} M_{n,l} H_n(r, \theta) \exp(\mu l \theta) \approx \sum_{n=-n_{\max}}^{+n_{\max}} \sum_{l=-l_{\max}}^{+l_{\max}} M_{n,l} \exp(\mu 2\pi n r^2) \exp(\mu l \theta) \quad (13)$$

式中 $H_n(r, \theta) \exp(\mu l \theta)$ 代表 QPCET 的正交基函数。

所提算法中, Delaunay 三角网的特征提取对伪造检测准确性至关重要。一般而言,都希望一对复制-粘贴的图像内容中的 Delaunay 三角形具有相似的视觉特征,而且这些特征能够正确区分宿主彩色图像中不同的 Delaunay 三角形。而 QPCET 的模能够有效地描述彩色图像内容,且对多种几何变换具有较高的鲁棒性,因此,所提算法利用 QPCET 模来提取 Delaunay 三角网的视觉特征,过程如下:

1) 构造 Delaunay 三角网的内接圆。在所提算法中,对每个 Delaunay 三角网,均构造其相应的内切圆,增强其对诸如旋转等几何变换的鲁棒性,见图 4。

2) 计算 QPCET 模。为计算每个 Delaunay 三角网内接圆的 QPCET 模,需利用零填充方法处理这些内接圆区,从而得到正方形区域。然后,计算出每个正方形区域的 QPCET 系数,并选择 QPCET 模作为 Delaunay 三角网的特征。

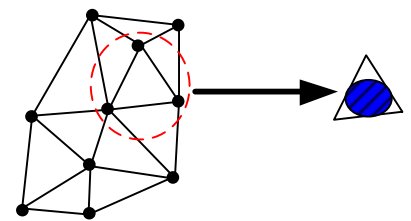


Fig.4 An inner circle of a Delaunay triangle
图 4 一个 Delaunay 三角形的内接圆

由于 QPCET 方法具有较好的重构性能，因此，可以选择几个低频 QPCET 系数捕捉彩色图像特征。此外，QPCET 模满足 $|M_{n,-l}| = |M_{n,l}|$ ，且 $|M_{0,0}|, |M_{1,0}|$ 这两个模系数对于所有的彩色图像均为常量，因此，算法选择 8 个 QPCET 模系数作为 Delaunay 三角网的特征 $F(i,j)$ ：

$$\mathbf{F} = \left(\left| M_{1,1}^{(i,j)} \right|, \left| M_{2,2}^{(i,j)} \right|, \left| M_{2,1}^{(i,j)} \right|, \left| M_{2,0}^{(i,j)} \right|, \left| M_{3,3}^{(i,j)} \right|, \left| M_{3,2}^{(i,j)} \right|, \left| M_{3,1}^{(i,j)} \right|, \left| M_{3,0}^{(i,j)} \right| \right) \quad (14)$$

以图 3 为对象，根据上述过程，提取 Delaunay 三角网的特征，见图 5。通常，当 2 个 Delaunay 三角形的低频 QPCET 模系数之间的欧氏距离小于预设阈值时，可认为二者是相互匹配的：

$$\left\| \mathbf{F}^{(i,j)} - \mathbf{F}^{(k,l)} \right\| \leq D \quad (15)$$

式中： $\mathbf{F}^{(i,j)}$ 、 $\mathbf{F}^{(k,l)}$ 分别为 Delaunay 三角形 (i,j) 与 (k,l) 的 Delaunay 特征矢量； D 为特征欧式距离阈值。

以图 5 为样本，利用式(15)，可获得其对应的匹配结果，见图 6。

1.4 基于随机样本一致性与后处理方法的伪造区域定位

采用随机样本一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)算法^[15]，通过仿射变换估计原始 Delaunay 三角网及其拷贝粘贴版本之间的关系，对错误匹配的 Delaunay 三角进行删除。设 $F(i,j), F(k,l)$ 是一对待匹配的 Delaunay 三角网特征，则二者之间的仿射变换为^[15]：

$$(i,j)^T = \mathbf{R} \cdot (k,l)^T + \mathbf{t} \quad (16)$$

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix}, \mathbf{t} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (17)$$

式中 $\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}$ 、 $\begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix}$ 、 $\begin{pmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{pmatrix}$ 分别为移位矢量、旋转矩阵和缩放矩阵。

根据 RANSAC 理论，联合式(16)，通过与阈值 T_h 相比较，可将所有的 Delaunay 三角网特征分类为内部与外部样本：

$$\left\| (i,j)^T - \mathbf{R} \cdot (k,l)^T + \mathbf{t} \right\| < T_h \quad (18)$$

对所有的待匹配 Delaunay 三角网特征重复执行式(18) N_{iter} 次，可有效消除错误匹配特征，详细的 RANSAC 算法过程见文献[14]。以图 6 为样本，利用 RANSAC 算法消除其中的错误匹配，结果见图 7。从图 7 可知，Delaunay 三角网特征中的错误匹配被有效消除。

通过上述过程，可得到准确的特征匹配对。为了定位出伪造区域，本文定义一种后处理方法来实现。首先，建立一个与伪造图像具有相同尺寸的零矩阵 \mathbf{M} (所有元素均为零)，如果图像中的坐标 (i,j) 被一对特征匹配对覆盖，则将 $M_{i,j}$ 设置为 1，形成一个二值矩阵。然后，预设一个伪造区域阈值 A (代表复制区域的最小面积)，以过滤图像中那些较小的非连续区域，输出定位区域。最后，利用数学形态学运算对检测到的区域进行边界平滑连接，通过将二值矩阵与伪造图像进行乘法运算，输出检测结果。以图 7 为样本，通过定义的后处理方法，得到的伪造区域定位与检测结果分别见图 8(a) 与图 8(b)。

2 实验测试与分析

为测试所提检测算法的准确性，借助 Matlab 2011a 进行实验。测试环境为：DELL 台式计算机，其配置为 2.5 GHz 双核 CUP、500 GB 硬盘和 4 GB 的内存，操作系统为 Window XP。所有测试样本均来自弗里德里希亚历山大大学(Friedrich Alexander University, FAU)数据集与 Georef 过程(Georef in Process, GRIP)图像库^[16-17]。FAU 数据集含有 212 幅复制-粘贴伪造图像，且含有不同的分辨率，从最小的 512×314 像素到最大的 3 872×2 592 像

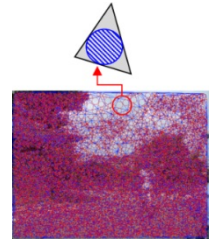


Fig.5 Characteristics of Delaunay triangulation
图 5 Delaunay 三角网的特征

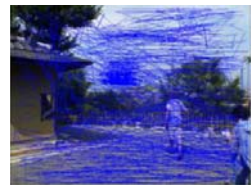
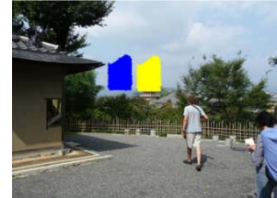
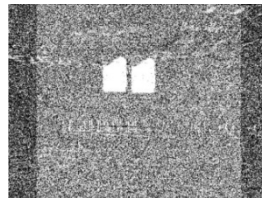


Fig.6 Visual feature matching results of Delaunay triangulation network
图 6 Delaunay 三角网的视觉特征匹配结果



Fig.7 Error matching elimination results
图 7 错误匹配消除结果



(a)fake region location results (b) visual results of morphological processing
Fig.8 Forged area detection results
图 8 伪造区域检测结果

素^[16]。GRIP 数据集含有 80 幅复制-粘贴伪造图像,所有图像的分辨力均为 768×1 024 像素^[17]。为验证所提算法的性能,将文献[5]、文献[6]和文献[18]的 3 种方法视为对照组。通过多次测试,参数设置为:QPCET 的阶数 $n=3$ 、重复次数 $l=3$ 、预设阈值 $T_h=2$ 、迭代次数 $N_{iter}=100$ 、特征欧式距离阈值 $D=300$ 、伪造区域阈值 $A=700$ 。

2.1 伪造检测结果

图 9(a)和图 10(a)分别为 FAU 数据集与 GRIP 图像库中的样本,分别利用所提算法、文献[5]、文献[6]和文献[18]中的算法检测二者中的伪造区域,结果见图 9 和图 10。从图可知,3 种检测技术均可检测出图像中的伪造内容,但输出形式不一样,其中,所提算法与文献[6]、文献[18]类似,能够可视化伪造检测区域,其中,蓝色区域为伪造内容,黄色区域为被复制-粘贴的内容。通过对比三者发现,所提算法具有更高的检测精确度,误检与漏检内容最少,文献[18]算法具备与所提算法相近水平的检测准确性,同时,文献[6]也具备较高的定位准确性,但出现漏检现象,见图 9(d)的蓝色区域。文献[5]存在误检现象,匹配结果中存在误匹配现象,见图 10(c)。原因是所提算法通过计算滤波图像的颜色不变性来改进 SURF 描述符,可增强其对彩色图像中的特征描述能力,充分检测其中的兴趣点,基于 Delaunay 三角理论,将所有的兴趣点组成一系列的三角网,并考虑输入图像的 R,G,B 通道之间的相关性,计算每个 Delaunay 三角网的内接圆的 QPCET 模,提取三角网的局部特征,联合随机样本一致性机制,消除三角网的错误匹配,从而有效提高伪造区域的定位精确度。文献[18]先将可疑图像分割为粗粒度超像素区域,并利用具有误差恢复能力的尺度不变特征检测算法与四元指数矩来获取其中的稳定关键点,借助欧式局部哈希来实现特征匹配,以确定可疑伪造区域,并对可疑内容进行细粒度超像素区域划分,通过合并相邻的细粒度超像素,可以检测出伪造内容,虽然其采用的四元指数矩考虑了图像中不同分量之间的关系,但其在划分粗、细粒度超像素区域时,这些不同区域边界上的关键点被丢失,使其对图像中的稳定关键点描述不足,另外,其采用的欧式局部哈希对内容的敏感性较高,经过伪造后的图像与初始内容存在差异,限制了其匹配的准确性,使其检测准确性要低于所提算法。文献[6]则通过计算每个滤波图像的子块对应的四元数指数矩的模来形成一个特征矢量场,并借助欧式局部敏感哈希来定位复制区域,该技术与所提方法类似,考虑了彩色图像的 R,G,B 分量之间的相关性,能够充分提取彩色图像中的鲁棒特征,从而改善了哈希序列的健壮性,有效改善伪造内容的检测准确性,但这种经过复制-粘贴后的图像内容与初始目标之间存在一定的信息差别,导致哈希的匹配准确性下降,从而限制了伪造内容的准确性。文献[5]则是利用改进的 SIFT 算子检测到的特征点与聚类方法来完成伪造内容检测,但这种 SIFT 算子主要是依赖彩色图像中的灰度信息来完成,忽略了颜色信息与不同颜色分量直接的相关性,使其难以检测到满意的特征点,导致检测准确性不理想。

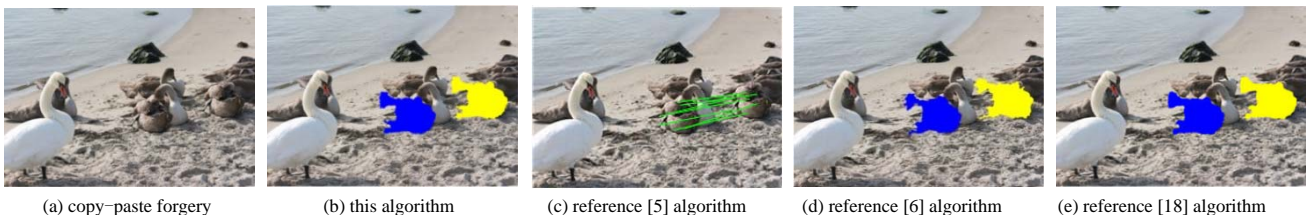


Fig.9 Detection results of forged images on FAU datasets using different algorithms

图 9 不同算法在 FAU 数据集上的伪造图像检测结果

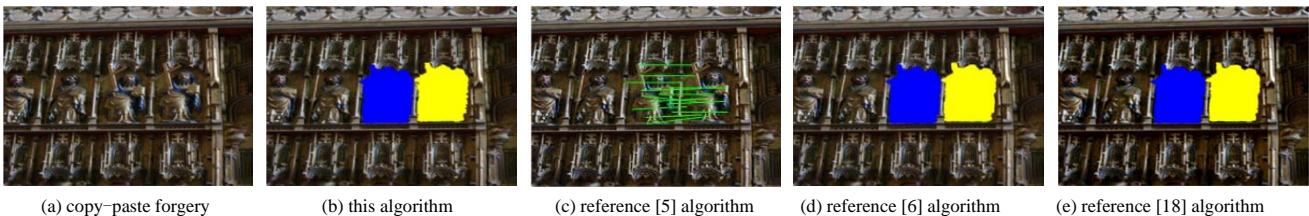


Fig.10 Detection results of forged images on GRIP datasets using different algorithms

图 10 不同算法在 GRIP 数据集上的伪造图像检测结果

2.2 客观量化测试结果

为客观评估所提算法的优势,本文借助测量度 $F^{[19]}$ 来量化, F 值越大,则检测精确度越高,相应的计算函数为:

$$F = \frac{2T_p}{2T_p + F_p + F_N} \quad (19)$$

式中: T_p 为正确检测为复制-粘贴内容的像素总量; F_p 为丢失的复制-移动像素总量; F_N 为误检的复制-粘贴内

容的像素总量。

从 FAU,GRIP 两个数据集中分别选择 80 幅与 46 幅彩色图像组成此次试验的样本数量,并将旋转、缩放、噪声添加和 JPEG 压缩等 4 种几何攻击类型作用于这 126 幅图像的伪造区域,再利用所提算法、文献[5]、文献[6]和文献[18]中的算法对其检测。按照式(19)计算每种算法检测结果对应的 F 值,形成的数据曲线见图 11。由图中数据发现,对于这 4 种几何变换下的伪造检测,所提算法具有更高的定位检测准确性,其对应的 F 值均要大于其他 3 种技术。如,对伪造区域实施 90° 旋转时,所提算法的 F 值仍达到 0.956,文献[18]、文献[6]的 F 值与所提方法接近,分别为 0.935、0.919,而文献[5]的检测准确性不佳, F 值约为 0.737。同样,对于 JPEG 压缩攻击,所提算法、文献[18]与文献[6]方法保持较高的准确性,当质量因子为 10 时,三者的 F 值分别为 0.658、0.646、0.641,均高于 0.6,而文献[5]的 F 值只有 0.516。主要原因是所提算法采用了四元极谐变换来描述图像特征,文献[18]和文献[6]均采用了四元指数变换来描述图像特征,三者都充分考虑了彩色图像中不同颜色分量之间相关性,对诸如旋转、JPEG 压缩等几何变换具有较强的鲁棒性,因此,当复制-粘贴内容遇到几何变换时,这两种技术仍能准确检测出篡改信息。但所提算法利用了颜色不变性改进关键点检测过程,增强其对图像中的兴趣点的描述能力,且对其相应的三角网进行了粗匹配,再利用 RANSAC 策略来消除误匹配,显著优化了匹配精确度,使其定位准确性要优于文献[6]和文献[18]。而文献[5]算法则是利用单纯的 SIFT 算子来提取彩色图像的稳定特征,这种 SIFT 描述符忽略了图像的颜色信息,使其提取的特征中存在伪特征,降低了其检测准确性。

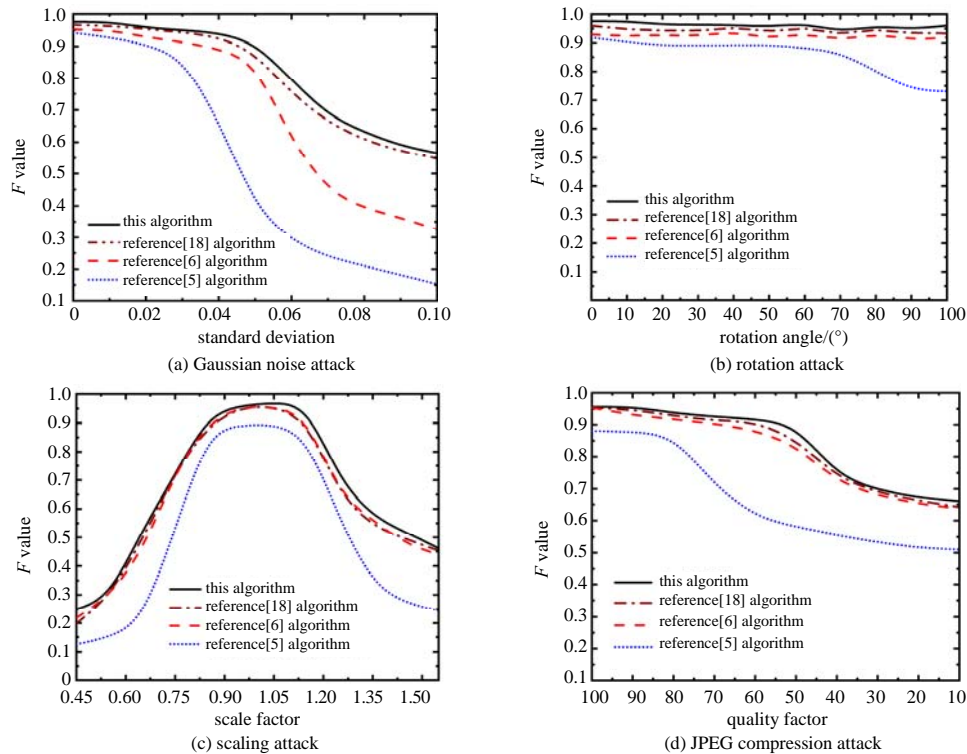


Fig.11 F value test results of different forgery detection algorithms
图 11 不同伪造检测算法的 F 值测试结果

2.3 所提算法的复杂度分析

伪造检测算法的耗时主要集中在高斯滤波处理、颜色不变性计算、基于 SURF 的兴趣点检测、Delaunay 三角网的构造、QPCT 的计算、Delaunay 三角网的匹配以及基于 RANSAC 的匹配提纯等 7 个过程。若初始图像的大小为 $M \times N$,则高斯滤波处理的时间复杂度为 $O(M \times N \times h^2)$,其中, h 是滤波器的窗口尺寸。颜色不变性的复杂度为 $O(M \times N)$ 。基于 SURF 的兴趣点检测的时间复杂度为 $O(64k)$, k 为检测到的兴趣点数量。Delaunay 三角网的构造对应的复杂度为 $O(k \log k)$ 。QPCT 的计算对应的复杂度为 $O(3m^2n^2)$,其中, m 为三角网的数量, n 为每个三角网中的像素总量。Delaunay 三角网匹配的复杂度为 $O(m)$ 。基于 RANSAC 的匹配提纯的时间复杂度为 $O(m \times (m-1) \times 0.5)$ 。因此,该算法的总复杂度为 $O\{M \times N \times h^2 + M \times N + k(64 + \log k) + m(3mn^2 + 0.5m + 1)\}$ 。

为直观体现所提算法的检测效率,在 FAU 数据库中随机选择一幅大小为 $1\ 632 \times 1\ 224$ 像素的图像“Red tower”作为测试样本完成实验,记录每个过程相应的时间,结果见表 1。根据表 1 中结果可知,所提算法的检测时间为 304.34 s,主要是 QPCET 的计算在一定程度上增加了算法的复杂度。

相对于文献[5]和文献[6],所提算法的复杂度要高于二者,其检测效率低于文献[5]和文献[6]。但与文献[18]相比,所提算法的复杂度要低得多,同样对于 $1\ 632 \times 1\ 224$ 像素的图像“Red tower”,其检测时间高达 2 674.9 s,详见文献[18]的实验结果。因此,所提算法的检测效率要低于文献[5]和文献[6],但其定位和检测准确度要高于二者,尤其是文献[5]。

3 结论

为提高对复制-粘贴伪造内容的检测准确性,本文提出了基于改进的 SURF 描述符与多元极性复指数变换的图像伪造检测算法。通过融合颜色不变性与 SURF 描述符,充分提取彩色图像中兴趣点。基于 Delaunay 三角理论,将这些兴趣点连接成 Delaunay 三角网。并引入四元极性复指数变换,融合彩色图像中 R,G,B 三分量之间的相关性,提取三角网的视觉特征,可增强对几何变换下的伪造检测的鲁棒性;联合欧式距离,将其与预设阈值对比,完成三角网的粗配准;利用随机样本一致性来优化匹配精确度,通过定义后处理方法,定位并检测出伪造区域。在 FAU 与 GRIP 两个数据集上测试了所提算法的检测性能,输出数据显示该方法可以准确地定位与检测出伪造内容,且对几何变换下的篡改具有较好的鲁棒性。

在未来的研究计划中,将对其他多元变换进行深入研究,以替代四元极性复指数变换,并将引入广义最邻近方法与最佳 Bin 优先机制,提高 Delaunay 三角网的匹配效率,从整体上改善所提算法的检测效率。另外,也将尝试借助遗传算法,通过探索合适的目标函数,对所提算法的多个实验参数实施整体优化,从而获得最佳的检测效果。

参考文献:

- [1] 王春华,韩栋. 基于区域直方图和特征相关匹配规则的图像复制-粘贴篡改检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018,32(4):103-109. (WANG Chunhua,HAN Dong. Image copy-paste tampering detection algorithm based on region histogram and feature correlation matching rule[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018,32(4):103-109.) DOI:10.13382/j.jemi.2018.04.015.
- [2] 李贤阳,邱桂华,阳建中. 基于菲涅耳变换与全变分分解的鲁棒水印算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020,18(2):118-124. (LI Xianyang,QIU Guihua,YANG Jianzhong. Robust watermarking algorithm based on Fresnel transform and total variation decomposition[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2020,18(2):118-124.) DOI:10.11805/TKYDA2019141.
- [3] 赵洁. 数字图像区域复制篡改的被动取证方法研究[D]. 天津:天津大学, 2015. (ZHAO Jie. Research on passive forensics method of regional replication and tampering of digital image[D]. Tianjin,China:Tianjin University, 2015.)
- [4] 袁桂霞,周先春. 基于高斯径向基函数的复制-移动篡改检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2018,39(11): 3486-3493. (YUAN Guixia,ZHOU Xianchun. Copy-move tamper detection based on Gauss radial basis function[J]. Computer Engineering and Design, 2018,39(11):3486-3493.) DOI:10.16208/j.issn1000-7024.2018.11.033.
- [5] YANG Bin,SUN Xingming,GUO Honglei. A copy-move forgery detection method based on CMFD-SIFT[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018,77(1):837-855. DOI:10.1007/s11042-016-4289-y.
- [6] WANG Xiangyang,LIU Yunan,XU Huan. Robust copy-move forgery detection using quaternion exponent moments[J]. Pattern Analysis and Applications, 2018,21(2):451-467. DOI:10.1007/s10044-016-0588-1.
- [7] 杨金劳,付利军,张福泉. 基于椭圆特征区域与重要位平面分解的鲁棒图像水印算法[J]. 包装工程, 2018,39(21):206-215. (YANG Jinlao,FU Lijun,ZHANG Fuquan. Robust image watermarking based on elliptic feature region and important bit plane decomposition[J]. Packaging Engineering, 2018,39(21):206-215.)
- [8] HUANG Liqin,CHEN Caigan,SHEN Henghua. Adaptive registration algorithm of color images based on SURF[J]. Measurement, 2015,66(7):118-124. DOI:10.1016/j.measurement.2015.01.011.

表 1 所提算法的效率测试结果

Table 1 Efficiency test results of the proposed algorithm	
operations	time/s
Gauss filter processing	33.25
detection of interest points based on SURF	23.19
color invariance calculation	4.61
construction of Delaunay triangulation network	3.06
calculation of QPCET	182.37
matching of Delaunay triangulation	26.52
matching purification based on RANSAC	31.34

- [9] SUN Wen, SHEN Qian, LIU Chanjuan. SURF feature description of color image based on Gaussian model[J]. *Computational Intelligence and Intelligent Systems*, 2016, 575(12):275–283. DOI:10.1007/978-981-10-0356-1_28.
- [10] CHU Jun, MIAO Jun, ZHANG Guimei. Edge and corner detection by color invariants[J]. *Optics and Laser Technology*, 2013, 45(1):756–762. DOI:10.1016/j.optlastec.2012.04.040.
- [11] 金晓民, 张丽萍. 混合特征与颜色矢量角度的图像哈希认证算法[J]. *计算机科学与探索*, 2018, 12(10):1671–1683. (JIN Xiaomin, ZHANG Liping. Image Hash authentication based on mixed features and angle of color vector[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science & Technology*, 2018, 12(10):1671–1683.) DOI:10.3778/j.issn.1673-9418.1711015.
- [12] 高亮, 李玉, 林文杰. 结合 Delaunay 三角网的图像分割[J]. *信号处理*, 2017, 33(10):1393–1403. (GAO Liang, LI Yu, LIN Wenjie. Image segmentation based on Delaunay triangulation[J]. *Signal Processing*, 2017, 33(10):1393–1403.) DOI:10.16798/j.issn.1003-0530.2017.10.016.
- [13] WANG Xiangyang, LI Weiyi, YANG Hongying. Quaternion polar complex exponential transform for invariant color image description[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2015, 256(12):951–967. DOI:10.1016/j.amc.2015.01.075.
- [14] KHALID M H, YASMEEN M K. Robust color image Hashing using quaternion polar complex exponential transform for image authentication[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2018, 37(12):5441–5462. DOI:10.1007/s00034-018-0822-8.
- [15] DING Yong, XU Zheng, ZHANG Yubin. Fast lane detection based on bird's eye view and improved random sample consensus algorithm[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(21):22979–22998. DOI:10.1007/s11042-016-4184-6.
- [16] CHRISTLEIN V, RIESS C, JORDAN J. An evaluation of popular copy-move forgery detection approaches[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, 2012, 7(6):1841–1854. DOI:10.1109/TIFS.2012.2218597.
- [17] RAHUL Dixit, RUCHIRA Naskar, SWATI Mishra. Blur-invariant copy-move forgery detection technique with improved detection accuracy utilizing SWT-SVD[J]. *IET Image Processing*, 2017, 11(5):301–309. DOI:10.1049/iet-ipr.2016.0537.
- [18] YANG Hongying, NIU Ying, JIAO Lixian. Robust copy-move forgery detection based on multi-granularity superpixels matching[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 77(6):13615–13641. DOI:10.1007/s11042-017-4978-1.
- [19] AMIANO L, COZZOLINO D, POGGI G. A patch match based dense-field algorithm for video copy-move detection and localization[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 19(7):1309–1315. DOI:10.1109/TCSVT.2018.2804768.