

文章编号: 2095-4980(2020)04-0679-08

指数矩耦合局部敏感哈希的图像伪造检测算法

李建军¹, 吴文亮¹, 张福泉²

(1.北京京北职业技术学院 基础部, 北京 101400; 2.北京理工大学 计算机学院, 北京 100081)

摘要: 为了解决图像伪造检测算法在定位篡改内容时忽略了不同颜色分量之间的关系, 使其对图像特征描述不足, 导致其识别结果中存在误检与漏检等情况, 本文提出了基于多元指数矩与欧式局部敏感哈希的图像伪造检测算法。引入高斯低通滤波, 消除可疑图像中的噪声; 随后, 将滤波图像分割为一系列的重叠圆形子块, 改善其对旋转等内容操作的鲁棒性; 基于四元指数矩(QEM), 计算每个圆形子块的 QEM, 以提取相应的鲁棒特征, 将其组合成特征矢量; 采用欧式局部敏感哈希机制, 生成每个子块对应的哈希序列; 计算任意两个相邻哈希元素之间的空间距离, 通过与预设阈值比较, 完成所有子块的匹配; 最后, 借助随机样本一致性方法来剔除错误匹配, 通过形态学处理, 定位出篡改内容。实验数据显示: 较已有的伪造检测方法而言, 在各种几何内容修改下, 所提算法具有更高的伪造检测准确性。

关键词: 图像伪造检测; 四元指数矩; 欧式局部敏感哈希; 高斯低通滤波; 空间距离; 随机样本一致性

中图分类号: TN911.73; TP391 文献标志码: A doi: 10.11805/TKYDA2019309

Image forgery detection algorithm based on exponential moments and locally sensitive Hash

LI Jianjun¹, WU Wenliang¹, ZHANG Fuquan²

(1.Department of Basic Courses, Northern Beijing Vocational Education College, Beijing 101400, China;
2.College of Computer Science, Beijing University of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to solve the problems like false detection and missing detection in the recognition results due to ignoring the relationship between different color components when using the image forgery detection algorithm to locate tampered content, the image forgery detection algorithm based on multivariate exponential moments and Euclidean locally sensitive Hash is proposed. The Gaussian low-pass filtering is introduced to eliminate the noise in suspicious images. Subsequently, the filtered image is segmented into a series of overlapping circular sub-blocks for improving its robustness to rotation and other content operations. Based on the Quaternion Exponential Moment(QEM), each circular sub-block is computed to extract the corresponding robust features and combine them into feature vectors. The corresponding Hash sequence of each sub-block is generated by the Euclidean locally sensitive hashing mechanism. The spatial distance between any two adjacent Hash elements is computed, and the matching of all sub-blocks is finished by comparing with the preset threshold. Finally, by means of the consistency method of random samples, the false matching is eliminated, and the tampered content is located by morphological processing. The experimental results show that compared with the existing forgery detection methods, the proposed algorithm has higher accuracy of forgery detection under various geometric modifications.

Keywords: image forgery detection; Quaternion Exponential Moment; Euclidean locally sensitive Hashing; Gaussian low-pass filtering; spatial distance; random sample consistency

收稿日期: 2019-08-22; 修回日期: 2019-11-14

基金项目: 国家教育部博士点基金项目资助(2012110111003); 北京市科技支撑项目资助(BJ20159923)

作者简介: 李建军(1982-), 女, 硕士, 教授, 研究方向为图像处理、信息安全、信息光学与应用、数据分析。email:LijIANJ1982pro@126.com

随着多媒体技术与图像处理工具的发展, 图像伪造越来越容易执行, 导致任何人都可以访问和修改图像内容, 这些伪造的图像给用户带来严重的安全隐患^[1-2]。近年来, 许多研究者开始关注数字图像伪造问题, 并提出了各种方法来防止篡改和伪造, 以确保图像的真实性^[3]。在图像伪造形式中, 以复制-粘贴篡改最为常见, 在初始图像中复制多个内容, 并利用诸如噪声、旋转与尺度缩放等几何变换对复制内容进行处理, 将其粘贴在同一幅图像中, 形成视觉自然的图像, 用户难以察觉到相应的篡改内容^[2-3]。为此, 复制-粘贴图像伪造检测方法已是图像真实性认证中较为重要的研究主题之一, 如王春华等^[1]借助 Hessian 矩阵来提取图像的特征点, 并利用 Haar 小波响应值和梯度模值来形成图像的特征描述符, 再联合归一化互相关函数与凝聚层次聚类方法来实现特征点的匹配与聚类, 以此完成伪造内容的识别。但是, Hessian 矩阵在提取特征点时, 忽略了图像的纹理等信息, 使其不能充分检测出图像的鲁棒特征点, 另外, 凝聚层次聚类方法不能有效识别出具有相似特征矢量的伪造内容, 使其检测准确性有待提高。Yang 等^[2]联合感兴趣点检测算子与尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)来检测图像中的鲁棒特征点, 并通过找到最佳匹配特征的方法来完成所有特征点的匹配, 采用滤波算子和分割方法来消除误匹配现象, 最后通过定义一种迭代策略来估计特征点的变换矩阵, 并确定伪造的存在性。该技术虽然可消除误匹配现象, 改善伪造检测准确度, 但是, 该技术主要是依赖灰度信息来检测特征点, 导致其变换矩阵所含的信息量不足, 难以有效区分具有相似特征矢量的伪造内容。左悦等^[3]利用图像的梯度直方图来描述图像的方向特征, 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。并联合欧式距离与引力聚类机制, 对图像特征点实施匹配与归类, 从而实现篡改内容的检测。该方法充分考虑了图像的颜色信息, 使其对图像的特征描述更为充分, 但是, 借助传统的欧式距离来实现特征匹配, 对图像内容缺乏敏感性, 容易出现误检测现象。柴建伟等^[4]利用小波变换来提取可疑图像的低频子带, 并利用特征点邻域旋转不变纹理特性来改进 SIFT 机制, 充分提取图像中的特征点, 通过设计匹配方法来实现特征点匹配, 以检测出伪造内容。这种基于特征点的伪造检测方法具有较高的效率, 但是, 在空间上相互靠近的特征点不应该进行比较, 因为它们的相似度有可能很高, 另外, 确定两个可比较的关键点之间的最短距离是很困难的, 且这些特征点不是集中在一起, 使其难以准确定位和区分复制源区域和粘贴目标。Soni 等^[5]首先将可疑图像分割为一系列的重叠方形子块, 并利用一致性局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)算子来提取可疑子块中的特征, 形成对应的直方图特征(Histogram Feature, HF), 并联合离散傅里叶变换, 检测 LBP-HF 特征, 通过引入欧式距离, 利用每个子块对应的 LBP-HF 特征, 完成子块匹配, 确定伪造区域。但是, 此技术是将图像分割为重叠方形子块, 使其抗联合图像专家小组(Joint Photographic Experts Group, JPEG)压缩、噪声等攻击能力不理想, 在面对此类内容处理的伪造图像检测时, 易导致漏检和误检等问题。Zheng 等^[6]设计了基于 SIFT 算子与 Zernike 矩的复制-粘贴图像伪造检测算法, 该技术有效融合了基于关键点的检测方法与基于分块的伪造检测技术的优势, 首先, 将图像分割成一系列的不重叠子块, 然后利用 SIFT 算子来检测每个子块中的关键点, 通过多个关键点匹配方法来确定候选伪造区域, 再借助随机样本一致性方法(Random Sample Consensus, RANSAC)来消除误匹配, 精确检测出伪造内容。该技术较好地兼顾了检测效率与准确性, 但是, SIFT 算子主要是依赖图像的灰度信息来检测图像中的关键点, 且没有考虑不同颜色分量之间的关系, 使其对图像中的鲁棒关键点描述不足, 限制了其检测准确性。为准确检测出图像中的伪造内容, 本文设计基于多元指数矩与欧式局部敏感哈希的图像伪造检测算法。

1 四元指数矩

诸多研究成果显示^[7-9], 四元指数矩(QEM)对噪声、各种几何变换以及颜色变化具有理想的稳健性。因此, QEM 模非常适合描述彩色图像内容。对于尺寸为 $M \times N$ 的彩色图像 $f(x, y)$ 可用其自身的 R, G, B 三分量来描述:

$$f(x, y) = f_R(x, y)i + f_G(x, y)j + f_B(x, y)k \quad (1)$$

式中: $f_R(x, y), f_G(x, y), f_B(x, y)$ 分别代表 $f(x, y)$ 的 R, G, B 分量; i, j, k 为四元数的三个虚数单位。

通过式(1)发现, 彩色图像的四元数表示可以将其三个分量视为一个整体来直接处理, 可以避免颜色信息的丢失。令 $f(r, \theta)$ 是 $f(x, y)$ 在极坐标中对应的结果, 根据文献[8], 阶数为 n , 重复长度为 l 的 QEM 系数 $E_{n,l}$ 为:

$$E_{n,l} = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} \int_0^1 f(r, \theta) A_n^* \exp(-ul\theta) r dr d\theta \quad (2)$$

$$A_n^*(r) = \sqrt{2/r} \exp(j2n\pi r) \quad (3)$$

式中: u 为纯四元数, 且 $u = (i+j+k)/\sqrt{3}$; A_n^* 是径向基函数的共轭。

由于径向指数基函数是正交的，因此，彩色图像 $f(r, \theta)$ 可以通过有限阶 ($n \leq n_{\max}, l \leq l_{\max}$) 的 QEM 来近似重构，而且，阶数越大，则重构精确度越高^[8]：

$$f'(r, \theta) = \sum_{n=-n_{\max}}^{+n_{\max}} \sum_{l=-l_{\max}}^{+l_{\max}} E_{n,l} A_n(r) \exp(ul\theta) \quad (4)$$

式中 $f'(r, \theta)$ 是近似重构图像。

在式(4)中，QEM 的基函数 $A_n(r) \exp(ul\theta)$ 在单位内是正交的，且其不同的阶数对 $f(r, \theta)$ 重构精确度的贡献度不一样。令 $f^r(r, \theta) = f(r, \theta + \alpha)$ 代表通过旋转 α 角度后导致 $f(r, \theta)$ 的变化，那么 $f(r, \theta + \alpha), f(r, \theta)$ 的 QEM 满足如下关系^[10]：

$$E_{n,l}(f^r) = E_{n,l}(f) \exp(ul\alpha) \quad (5)$$

式中： $E_{n,l}(f^r), E_{n,l}(f)$ 分别为 $f^r(r, \theta), f(r, \theta)$ 对应的 QEM。

图 1 体现了不同阶数下的 Lena 图像重构质量及其重构误差图像。由图发现，QEM 的阶数越大，其重构质量越好，可以较好地捕获图像的颜色信息与边缘信息。

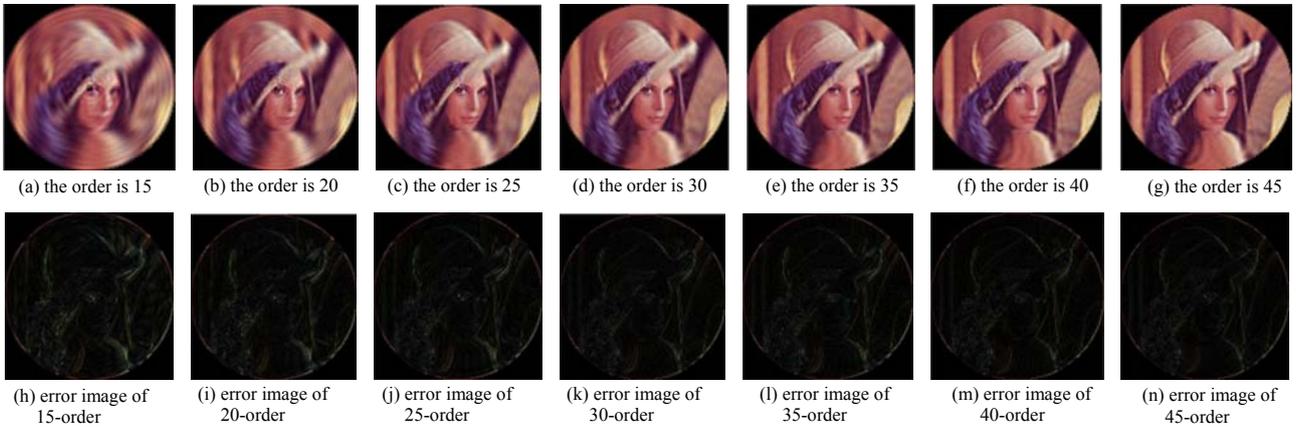


Fig.1 Reconstructed results under different orders and reconstructed error images
图 1 不同阶数下的重构结果及其重构误差图像

2 所提复制-粘贴图像伪造检测算法

所提的基于多元指数矩与欧式局部敏感哈希的图像伪造检测算法过程有 4 个部分：1) 基于高斯低通滤波的可疑图像预处理；2) 基于四元指数矩的圆形子块特征提取；3) 基于欧式局部敏感哈希机制的子块匹配；4) 基于随机样本一致性与形态学处理的伪造定位。

2.1 基于高斯低通滤波的可疑图像预处理

在复制-粘贴伪造图像中，为了提高篡改的自然度，攻击者一般会添加各种几何变换来掩盖伪造轨迹，如噪声、模糊等，这种内容修改会影响图像中的鲁棒特征提取和匹配精确度^[6]。因此，本文引入高斯低通滤波器^[11]来去除彩色图像的噪声。由文献[11]可知，2D 图像对应的滤波模型如下^[11]：

$$F(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

式中： (x, y) 表示像素的坐标； σ 是标准差，通常设置为 1。对于尺寸为 $M \times N$ 的彩色图像 $f(x, y)$ ，基于式(6)，其相应的滤波结果为：

$$f'(x, y) = F(x, y, \sigma) * f(x, y) \quad (7)$$

式中 * 表示卷积运算。在去噪过程中，高斯掩码的尺寸对其滤波效果影响较大，其与 σ 密切相关，通常表示为 $(2k\sigma+1) \times (2k\sigma+1)$ ，其中， k 是常量。在本文算法中，通过反复实验，确定 $k=3$ ，则高斯掩码的尺寸为 7×7 。以图 2(a) 所示的彩色图像为可疑目标，利用式(6)~式(7)对其完成滤波处理，结果见图 2(b)。可疑图像经过式(7)过滤后，其中的噪声被有效消除。

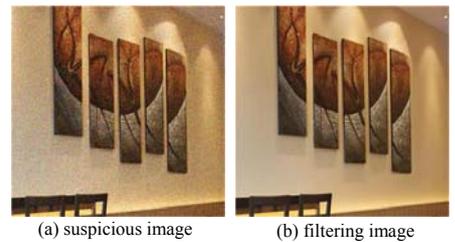


Fig.2 Preprocessing of suspicious images
图 2 可疑图像的预处理

2.2 基于四元指数矩的圆形子块特征提取及匹配

将滤波图像分割为一系列的重叠子块, 然后计算每两个图像块之间的相似性。在当前的基于子块的伪造检测技术中, 主要是将把可疑图像分割为重叠的方形子块^[12], 使其对诸如旋转等变换较为脆弱, 降低其对此类变换的伪造识别精确度。为此, 本文将可疑图像分割为圆形子块, 将其沿着高斯滤波图像滑动, 从左到右下进行特征提取, 每次在水平或垂直方向上移动一个像素。对于尺寸为 $M \times N$ 的彩色图像 $f(x, y)$, 令其半径为 R 的重叠圆形子块为 $B_{i,j}$, $i, j \in [R, R+1, \dots, M-R] \times [R, R+1, \dots, N-R]$, 则可得到 $(M-2R+1) \times (N-2R+1)$ 个圆形子块。一般而言, R 越小, 则检测精确度越高, 但需要匹配的次数越多, 导致耗时增长。为了展示分割效果, 本文设置较大的 R 值, 取 $R=214.5$ 个像素, 则对于 256×256 的图像而言, 其总共有 18×18 个重叠圆形子块, 见图 3。

为了准确定位伪造区域, 需要提取每个子块的鲁棒特征。通过利用这些特征, 使其在遭遇几何变换的情况下, 也应该正确地区分图像中不同的子块。但是, 在当前大多数的复制-粘贴伪造检测算法中, 没有考虑不同颜色通道之间的显著信息的相关性, 使其对于光度变化(如照明方向、强度和颜色)的鲁棒性较弱^[13]。根据前文关于四元指数矩的分析可知, QEM 可以有效地将彩色图像内容作为一个矢量场整体来描述其特征, 且 QEM 模系数对各种噪声、几何变换和颜色变化具有良好的鲁棒性。对于每个子块 $B_{i,j}$, 利用式(2)来计算其对应的 QEM 模系数, 将其视为特征矢量 $E^{(i,j)}$:

$$E^{(i,j)} = \left(\left| E_{(0,0)}^{(i,j)} \right|, \left| E_{(1,0)}^{(i,j)} \right|, \left| E_{(1,1)}^{(i,j)} \right|, \dots, \left| E_{(n_{\max}, l_{\max}-1)}^{(i,j)} \right|, \left| E_{(n_{\max}, l_{\max})}^{(i,j)} \right| \right)^T \quad (8)$$

通过计算每个圆形子块的 QEM 模系数, 可以较好地描述圆形子块的不同视觉信息。其中, 那些较小的 n 和 l 值所对应的 QEM 模系数能够描述子块的整体轮廓, 而其他的则可以描述视觉细节^[13]。可见, 由 QEM 模系数所构成的特征向量可以提供圆形子块的丰富表示, 有助于降低伪造内容的误检率。但是, 在彩色图像子块对的匹配中, 并不需要所有的 QEM 模。在计算 QEM 模时, 其所需的最大阶值 n_{\max} 的选择取决于给定颜色图像的大小以及所需的分辨率。在利用 QEM 描述彩色图像的鲁棒特征时, 并不需要过多的 QEM 模数量, 因为只需几个低频 QEM 模就可以捕获彩色图像的特征^[14]。另外, QEM 模系数 $|E_{n,-l}| = |E_{n,l}|$, 且对于所有的标准图像, $|E_{0,0}|, |E_{1,0}|$ 是恒定不变的, 因此, 在所提算法中, 只选择 $E_{n,l}, n \geq 1, l \geq 0$ 作为圆形子块的特征。根据前文图 1 中的重构结果发现, 当 QEM 计算的阶数为 25 时, 其重构图像足以描述彩色图像的特征。

在完成图像子块特征提取之后, 本文将通过搜索具有相似特征向量的图像块来识别多个潜在的复制-粘贴子块对。为此, 本文引入欧式局部敏感哈希(Euclidean Locality Sensitive Hashing, ELSH)机制^[15]来实现相似子块的匹配, 以鉴定出可疑的伪造区域。局部敏感哈希方法^[15]主要是借助几个散列函数对点进行散列, 以确保对于每个函数而言, 相邻的对象发生碰撞的概率要比相距较远的对象高得多。根据文献[15]可知, ELSH 采用的 LSH 函数族是基于 p -稳定分布的, 对应的 LSH 函数如下:

$$h_{\alpha, \beta}(\mathbf{E}) = \left\lfloor \frac{\alpha \cdot \mathbf{E} + \beta}{w} \right\rfloor \quad (9)$$

式中: $\lfloor \cdot \rfloor$ 是 floor 函数; α 是一个 d 维矢量, 其元素是从 p -稳定分布中随机选择的; $\beta \in [0, w]$ 是一个随机变量; \mathbf{E} 是特征矢量; w 是常量。根据式(9)发现, 哈希函数 $h_{\alpha, \beta}(\mathbf{E})$ 将特征矢量 \mathbf{E} 映射为一个整数集。在实际应用中, ELSH 方法通常是联合 k 个 LSH 函数, 且每个函数集定义为:

$$\xi = \{g : S \rightarrow U^k\} \quad (10)$$

式中 $g(\mathbf{E}) = \{h_1(\mathbf{E}), h_2(\mathbf{E}), \dots, h_k(\mathbf{E})\}$ 。根据式(10)对 $g(\mathbf{E})$ 完成映射后, 可得到 k 维矢量 $\mathbf{E} = \{a_1, a_2, \dots, a_k\}$ 。随后, 引入两个哈希函数来处理 $\mathbf{E} = \{a_1, a_2, \dots, a_k\}$, 以构建相应的哈希表:

$$hash_1 = \left(\left(\sum_{i=1}^k r^i a_i \right) \bmod m \right) \bmod s \quad (11)$$

$$hash_2 = \left(\sum_{i=1}^k r''^i a_i \right) \bmod m \quad (12)$$

式中: r', r'' 均为随机整数; s 是哈希表的长度; m 是用户设置的质数。

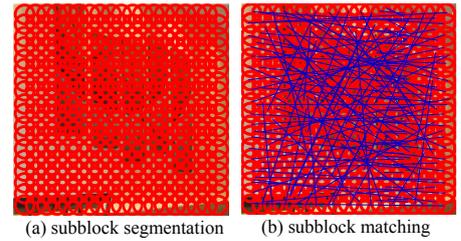


Fig.3 Segmentation results of circular subblocks
图 3 圆形子块的分割结果

对于每个特征矢量 \mathbf{E} 对应的哈希表, 根据 $\mathbf{E}^{(i,j)}$, 对其哈希表的构建过程重复 Q 次, 可以进一步提高算法对复制内容的聚类准确性。为此, 在执行 Q 次后, 可以构建整个哈希表, 且每个特征向量都存储在相应的 bucket 中 $g_0(\mathbf{E}^{(i,j)}), g_1(\mathbf{E}^{(i,j)}), \dots, g_{Q-1}(\mathbf{E}^{(i,j)})$ 。一旦哈希表生成, 对于一个待查询的子块 $\mathbf{E}^{(\text{query})} = \mathbf{E}^{(i,j)}$, 对其真伪进行识别, 意味着对于特征矢量 $\mathbf{E}^{(\text{match})} = \mathbf{E}^{(k,l)}$, 需要检查所有的 bucket $g_0(\mathbf{E}^{(i,j)}), g_1(\mathbf{E}^{(i,j)}), \dots, g_{Q-1}(\mathbf{E}^{(i,j)})$ 。由于图像中部分子块可能会产生近似的 QEM 模量, 会影响伪造内容识别准确性, 为此, 本文评估了强度平面中图像块之间的空间欧式距离, 其满足如下条件:

$$\|(i,j)-(k,l)\| \geq D_2 \quad (13)$$

式中: $D_2 = 2\sqrt{2}R$ 是空间距离阈值, 一般而言, 阈值 D_2 越大, 则检测精确度越低, 但是效率较高; 反之, D_2 越小, 则检测精确度越高; R 是圆形子块的半径。

在满足式(13)的所有候选图像块中, 选择特征空间中最小欧式距离的一对子块, 并将其视为复制区域的一部分。根据上述过程, 对图 3(a)中的子块实施匹配, 结果见图 3(b)。由图发现, 虽然复制-粘贴内容的子块被正确匹配, 但是存在较多的错误匹配。

2.3 基于随机样本一致性方法与形态学处理的伪造定位

为了从潜在的复制-移动图像子块中剔除这些误匹配, 通过利用带有 QEM 幅度差的 RANSAC 方法^[16]来估计仿射变换参数。即使子块的 QEM 模存在较大的误差, 但是这些仿射变换参数始终具有很高的精确度, 并且可以通过将一个区域映射到另一个区域来验证原始子块及其拷贝粘贴版本之间的关系, 从而检测出篡改内容。

RANSAC 方法是一种强大的参数估计方法, 用于处理输入数据中的大量异常值^[16]。令 $\mathbf{E}^{(i,j)}, \mathbf{E}^{(k,l)}$ 是一对待匹配的圆形子块, 则二者之间的仿射变换为^[16]:

$$(i,j)^T = \mathbf{R} \cdot (k,l)^T + \mathbf{t} \quad (14)$$

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} s_x & 0 \\ 0 & s_y \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix}, \mathbf{t} = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (15)$$

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

基于 RANSAC 方法, 结合式(14), 将其与分类阈值 T_h 对比, 可将子块匹配结果划分为内部与外部样本:

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

对所有的子块匹配结果重复执行式(16) N_{iter} 次, 可有效剔除错误匹配的子块。在所提算法中, 通过多次测试, 取 $T_h=2, N_{\text{iter}}=100$ 。详细的 RANSAC 算法过程见文献[16]。

通过 RANSAC 方法的匹配提纯优化后, 可获取准确的匹配结果; 随后, 引入形态学处理方法^[17], 对匹配结果实施分割, 准确定位伪造区域, 见图 4。



Fig.4 Falsification of regional location results
图 4 伪造区域定位结果

3 实验测试与分析

为了验证所提检测算法的效果, 借助 Matlab 2011a 软件实施测试。实验条件为: DELL 台式微型机, 其配置为 2.5 GHz 双核 CPU、500 GB 硬盘和 4 GB 的内存, 操作系统为 Windows XP。此次试验的全部样本均从 FAU 数据集与 GRIP 图像库中挑选^[17-18]。其中, FAU 数据集含有 212 幅复制-粘贴伪造图像, 且其分辨率均不同, 从 512×314 像素到 3 872×2 592 像素^[17]。GRIP 图像库中包含了 80 幅复制-粘贴篡改图像, 分辨率都是 768×1 024 像素^[18]。与此同时, 为了反映该算法的优势, 将文献[5]和文献[6]的检测技术作为对比组。经过反复实验, 设置如下参数: $\sigma=1$, 高斯掩码的尺寸为 7×7, $R=9$ 像素, 分类阈值 $T_h=2$, 迭代次数 $N_{\text{iter}}=100$ 。

3.1 伪造检测结果

图 5(a)和图 6(a)为分别来自 FAU, GRIP 图像库中的样本, 并借助本文算法、文献[5]与文献[6]来定位出篡改内容, 输出结果见图 5 和图 6。由检测结果发现, 3 种算法都能定位出图像中的篡改内容, 但所提算法具有更高的检测精确度, 墙壁上图框内的纹理都较为完整地检测出来, 且没有误检内容, 文献[6]也有较好的检测准确

性, 可以准确定位篡改区域, 然而, 其输出结果中存在较多的漏检现象, 墙壁上图框内的纹理信息缺失严重, 见图 5(d)。文献[5]算法的检测结果中含有较多的误检内容, 尤其是在几何变换条件下, 误检更为明显, 见图 6(d)。主要是因为所提技术是将滤波图像分割为重叠圆形子块, 并采用四元指数矩 QEM 来描述图像, 考虑了彩色图像中不同颜色分量之间的关系, 可充分提取其中的鲁棒特征, 并借助欧式局部敏感哈希机制来生成这些特征子块的哈希序列, 有效增强了算法的敏感性, 通过比较哈希元素之间的空间距离与预设阈值, 准确匹配子块, 并利用了随机样本一致性方法来剔除错误匹配, 消除误检现象, 从而准确定位出篡改内容。而文献[6]则是通过匹配 SIFT 算子所检测到的特征点来定位伪造区域, 再借助 RANSAC 方法来优化匹配结果, 可较好地消除误检现象, 但是, SIFT 算子只是利用图像灰度信息来检测关键点, 无法充分检测图像纹理区域中的鲁棒关键点, 且没有考虑不同颜色分量之间的关系, 从而导致其匹配精确度不理想, 易出现漏检现象。文献[5]采用的重叠方形子块, 对尺度、JPEG 压缩等攻击的稳健性较低, 且缺乏匹配优化策略, 使其出现较多的误匹配, 存在较多的误检和漏检。

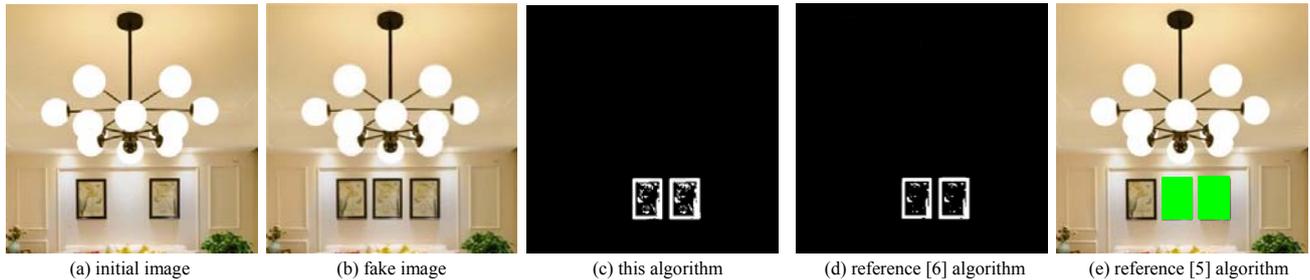


Fig.5 Detection results of duplicate-paste tampered images

图 5 复制-粘贴的篡改图像的检测结果

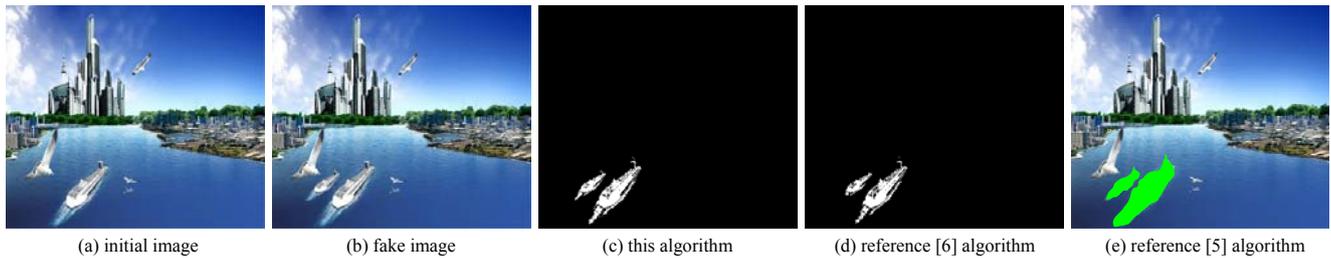


Fig.6 Detection results of duplicate-paste+zoom tampered images

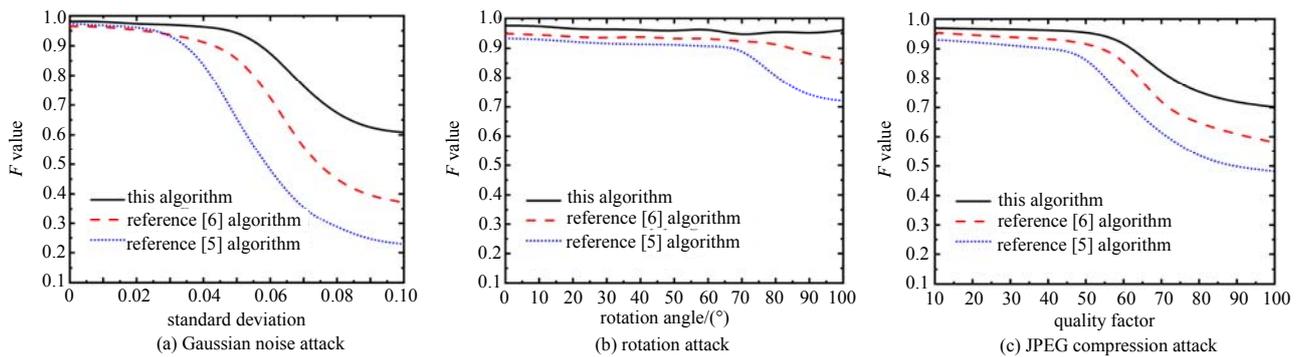
图 6 复制-粘贴+缩放的篡改图像的检测结果

3.2 量化测试结果

为了具体量化本文检测技术的优势, 引入 F 值^[13]来衡量, 一般而言, F 值越大, 显示其对篡改内容的检测准确性越高, 其函数如下:

$$F = \frac{2T_p}{2T_p + F_p + F_N} \quad (17)$$

式中: T_p 代表正确识别为篡改内容的像素数量; F_p 代表漏检的篡改内容像素数量; F_N 代表误检的篡改内容像素数量。在 FAU, GRIP 图像集中分别确定 100 幅、80 幅标准图像来构成本次实验的样本数据, 并把不同参数的角度旋转、噪声添加和 JPEG 压缩变换类型施加于测试目标的篡改位置, 随后, 基于本文方案、文献[5]与文献[6]的定位过程来识别出伪造目标, 通过式(17)来获取这些算法各自对应的 F 值, 结果如图 7 所示。根据测试数据显示, 面对几何变换条件下的复制-粘贴篡改内容定位, 本文方案能够精确地检测出伪造内容, 没有误检现象, 相应的 F 值都高于对照组。当伪造内容经过 100° 这样的大角度旋转时, 本文 F 值为 0.961, 而文献[5]、文献[6]的 F 值分别为 0.722, 0.865。对于噪声攻击也是如此, 当噪声标准差为 0.06 时, 本文技术的 F 值也是大于对照组, 约为 0.883, 而文献[5]、文献[6]的 F 值分别为 0.475, 0.732。原因是本文检测技术借助了四元指数矩 QEM 来描述图像的特征, 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, 所以, 在篡改内容经几何变换时, 其仍然能准确检测出伪造信息。文献[6]技术主要是依赖 SIFT 算子来检测图像的的稳定特征, 但其忽略了图像的颜色信息, 无法描述纹理区域中的关键点, 对图像鲁棒特征描述不足, 限制了其检测准确性。而文献[5]是依赖 LBP 算子来提取图像特征, 对 JPEG 压缩、噪声等几何变换的鲁棒性不佳, 当复制-粘贴内容经过此类攻击后, 该技术难以准确识别出篡改内容, 存在较多的误检和漏检现象。

Fig.7 F value test results of different forgery detection algorithms图 7 不同伪造检测算法的 F 值测试结果

4 结论

为了提高篡改内容在几何变换条件下的识别准确率，本文设计了基于多元指数矩与欧式局部敏感哈希的图像伪造检测算法。将滤波后的可疑图像分割为重叠圆形子块，再计算每个子块的四元指数矩，以提取相应的鲁棒特征，形成对应的特征矢量；引入欧式局部敏感哈希机制，获取每个子块对应的哈希序列；计算任意两个相邻哈希元素之间的空间距离，完成子块匹配；联合随机样本一致性方法与形态学处理，准确识别篡改内容。在 FAU、GRIP 两个数据集上测试数据显示：在多种几何变换条件下，所提算法具有较高的检测准确度，其 F 值均维持在 0.6 以上，较相关的检测技术而言，至少提高了 11% 以上，且呈现出理想的鲁棒性。在所提算法的伪造检测过程中，由于使用了四元指数矩，导致其复杂度较高，降低了识别效率。在后续计划中，将对多种四元变换进行对比分析，以替代四元指数矩，并引入超像素理论来提高伪造内容的检测效率。

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.)
- [2] YANG Fan,LI Jingwei,LU Wei. Copy-move forgery detection based on hybrid features[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017,59(2):73-83.
- [3] 左悦,汪小威. 基于双信息统计与引力聚类的图像篡改检测算法[J]. 包装工程, 2019,40(11):225-231. (ZUO Yue, WANG Xiaowei. An image forgery detection algorithm based on dual information statistical coupling gravitational clustering[J]. Packaging Engineering, 2019,40(11):225-231.)
- [4] 柴建伟,刘婷. 改进的 SIFT 耦合特征点集群的图像伪造检测算法[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2018,43(3): 34-41. (CHAI Jianwei,LIU Ting. Improved SIFT coupled feature point cluster for image forgery detection[J]. Journal of Southwest Normal University (Natural Science Edition), 2018,43(3):34-41.)
- [5] SONI B,DAS P K,THOUNAOJAM D M. Dual system for copy-move forgery detection using block-based LBP-HF and FWHT features[J]. Engineering Letters, 2018,26(1):171-180.
- [6] ZHENG Jiangbin,LIU Yanan,REN Jinchang. Fusion of block and keypoints based approaches for effective copy-move image forgery detection[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2017,27(4):989-1005.
- [7] WANG Xiangyang,NIU Panpan,YANG Hongying. A new robust color image watermarking using local quaternion exponent moments[J]. Information Sciences, 2014,277(12):731-754.
- [8] WANG Xiangyang,WU Zhifang,CHEN Liang. Pixel classification based color image segmentation using quaternion exponent moments[J]. Neural Networks, 2016,74(6):1-13.
- [9] 吴庆涛,施进发,曹再辉. 基于多元频域变换与几何校正的彩色图像水印算法[J]. 光学技术, 2018,44(4):435-442. (WU Qingtao,SHI Jinfa,CAO Zaihui. Color image watermarking based on multivariate frequency domain transform and geometric correction[J]. Optical Technology, 2018,44(4):435-442.)
- [10] YANG Hongying,ZHANG Yan,WANG Pei. A geometric correction based robust color image watermarking scheme using quaternion exponent moments[J]. Optik, 2016,125(6):4456-4469.
- [11] 朱书进,李跃华. 基于自适应流形高维滤波的太赫兹图像滤波算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2016,14(4): 528-533. (ZHU Shujin,LI Yuehua. Terahertz image filtering algorithm based on adaptive manifold high-dimensional filtering[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2016,14(4):528-533.)

- [12] ZHONG Junliu,GAN Yanfen,YOUNG Janson. A new block-based method for copy move forgery detection under image geometric transforms[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017,73(16):14887–14903.
- [13] YANG Hongying,NIU Ying,JIAO Lixian. Robust copy-move forgery detection based on multi-granularity superpixels matching[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018,77(11):13615–13641.
- [14] WANG Chunpeng,WANG Xingyuan,XIA Zhiqiu. Geometrically resilient color image zero-watermarking algorithm based on quaternion exponent moments[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016,41(7):247–259.
- [15] 郭喻栋,郭志刚,陈刚. 基于数据降维与精确欧氏局部敏感哈希的 K 近邻推荐方法[J]. *计算机应用*, 2017,37(9):2665–2670. (GUO Yudong, GUO Zhigang, CHEN Gang. K-nearest neighbor recommendation method based on data dimension reduction and exact Euclidean locally sensitive Hash[J]. *Journal of Computer Applications*, 2017,37(9):2665–2670.)
- [16] 程伟,孟聪龄,李业学. 基于扩张块的建筑图像伪造检测[J]. *计算机工程与设计*, 2018,39(5):1422–1431. (CHENG Wei, MENG Congling, LI Yexue. Building image forgery detection based on expansion block[J]. *Computer Engineering and Design*, 2018,39(5):1422–1431.)
- [17] 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.
- [18] 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.

(上接第 671 页)

- [8] CHANG H,YEUNG D Y,XIONG Y. Super-resolution through neighbor embedding[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. [S.l.]:IEEE, 2004,1:I–I.
- [9] ZHANG K,GAO X,LI X,et al. Partially supervised neighbor embedding for example-based image super-resolution[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011,5(2):230–239.
- [10] YANG J,WRIGHT J,HUANG T S,et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010,19(11):2861–2873.
- [11] ZEYDE R,ELAD M,PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations[C]// *International conference on curves and surfaces*. Berlin,Heidelberg:Springer, 2010:711–730.
- [12] 吴炜,王美洁,李智,等. 基于多传感器的红外图像超分辨[J]. *光学精密工程*, 2015,23(10z):566–575. (WU Wei,WANG Meijie,LI Zhi,et al. Multi-sensor based infrared image super-resolution[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015,23(10z):566–575.)
- [13] SCHULTER S,LEISTNER C,BISCHOF H. Fast and accurate image upscaling with super-resolution forests[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston,MA,USA:IEEE, 2015:3791–3799.
- [14] YANG X,WU W,LIU K,et al. Fast multisensor infrared image super-resolution scheme with multiple regression models[J]. *Journal of Systems Architecture*, 2016(64):11–25.
- [15] YANG X,WU W,LIU K,et al. Multi-sensor image super-resolution with fuzzy cluster by using multi-scale and multi-view sparse coding for infrared image[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017(76):24871–24902.
- [16] MORRIS N J W,AVIDAN S,MATUSIK W,et al. Statistics of infrared images[C]// *Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis,MN:IEEE, 2007:1–7.
- [17] TIMOFTE R,DE V,GOOL V L. Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution[C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Sydney,NSW:IEEE, 2013:1920–1927.