

低频快速切比雪夫矩的篡改图像检测算法^①



郑佳雯, 张威虎

(西安科技大学 通信与信息工程学院, 西安 710054)

通讯作者: 郑佳雯, E-mail: 863204111@qq.com

摘要: 针对图像复制粘贴篡改的检测及篡改区域定位的研究, 提出了一种低频快速切比雪夫矩的篡改图像检测算法. 首先用非抽样小波变换对图像分解, 选取图像的低频部分进行重叠分块, 提取改进的低频快速切比雪夫矩做为特征向量, 然后采用 PatchMatch 算法对提取的块特征匹配, 最后用稠密线性拟合算法去除误匹配并且用形态学操作完成最后的篡改区域定位. 与现有的篡改图像检测算法相比, 所提出的算法对于单区域篡改、单区域多次篡改以及多区域篡改均具有较好的定位效果, 并且减少了算法的运行时间, 提高了实时性.

关键词: 图像篡改检测; 非抽样小波; 快速切比雪夫矩; 特征匹配; 形态学

引用格式: 郑佳雯, 张威虎. 低频快速切比雪夫矩的篡改图像检测算法. 计算机系统应用, 2020, 29(3): 194-199. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7309.html>

Tamper Image Detection Algorithm for Low Frequency Fast Tchebichef Moment

ZHENG Jia-Wen, ZHANG Wei-Hu

(College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: Aiming at the research of image copying and tampering detection and tampering area localization, a tamper image detection algorithm for low frequency fast Tchebichef moment is proposed. Firstly, the image is decomposed by non-sampling wavelet transform, and the low-frequency part of the image is selected for overlapping segmentation. The improved low frequency fast Tchebichef moment is extracted as the feature vector. Then the PatchMatch algorithm is used to match the extracted block features. Finally, the dense linear fitting algorithm is used to remove the mismatch and the morphological operation is used to complete the final tamper region localization. Compared with the existing tampering image detection algorithm, the proposed algorithm has better positioning effect for single-region tampering, multiple tampering and multi-region tampering, and reduces the running time of the algorithm, and improves the real-time performance.

Key words: image tamper detection; unsampled wavelet; fast Tchebichef moment; feature matching; morphology

数字图像处理技术的快速发展在给人们带来生活便捷的同时, 也存在着图像本身的真实性和完整性等问题, 目前篡改后的数字图像出现在医学研究、新闻报道或法庭证据等重要场合, 这会对社会造成极大的负面影响, 因此, 对于检测数字图像是否真实得到了人们的密切关注. 当前图像篡改检测算法主要分为两大

类: 一是主动检测算法, 另一种是被动检测算法^[1]. 被动检测算法在没有任何先验信息的情况下, 利用图像的本身特性对原图像进行真实性检测, 此类检测算法已经得到了广泛应用^[2].

复制粘贴篡改是生活中常见的图像篡改方式. 复制粘贴篡改图像的检测方法可以分为两类: 基于特征

① 基金项目: 陕西省自然科学基金 (2017JM6102)

Foundation item: Natural Science Foundation of Shaanxi Province (2017JM6102)

收稿时间: 2019-08-07; 修改时间: 2019-09-05; 采用时间: 2019-09-10; csa 在线出版时间: 2020-02-28

点的检测算法和基于图像块的检测算法, 基于图像块的算法在准确定位到篡改区域上优于基于特征点的算法. Ryu SJ 等^[3]提出了一种基于 Zernike 矩定位复制图像区域的算法, 设计了一种局部敏感散列的新型块匹配, 并通过检查矩的相位来减少误匹配, 但对于较大尺度变换的检测效果不是很好. Dixit R 等^[4]利用傅里叶-梅林变换和对数极坐标映射以及使用 K 均值聚类的基于颜色的分割技术, 具有较好的平移和旋转不变性, 但算法的实时性差. 谷宗运等^[5]提出了一种基于 Tchebichef 矩的篡改图像检测算法, 比较提取的 DWT 和 Tchebichef 矩相邻特征向量的相似性, 实现篡改区域的定位, 但对于多区域篡改区域定位效果较差.

针对上述算法的不足, 本文提出一种低频快速切比雪夫矩算法的篡改图像检测算法, 首先采用非抽样小波变换对图像二维分解, 对低频部分进行重叠分块, 再提取图像块的快速切比雪夫矩特征, 采用 PatchMatch 算法对特征向量进行匹配, 最后用稠密线性拟合算法消除误匹配以及形态学操作定位篡改区域.

1 构造特征向量

1.1 Tchebichef 矩

假设图像 $f(x,y)$ 上一点 (p, q) , 位于大小为 $N \times N$ 图

$$g_r(n,l) = (-1)^n \frac{(2l+1)(N-1-l)!}{r!(N-1-n)!} \times \sqrt{\frac{\rho(l,N)}{\rho(n,n)}} \sum_{s=l}^{n-l} \frac{(-1)^s s!(n+r+s)!(N-1-s-r)!}{(r+s)!(n-r-s)!(s+l+1)!(s-l)!(N-1-s)!}, 0 \leq l \leq n \quad (5)$$

1.2 改进的低频快速 Tchebichef 矩

对于图像篡改, 如果非平移不变, 在复制和粘贴两个相同的区域会被破坏, 会出现漏检情况. 下采样使得离散小波变换 (DWT) 不具有平移不变性, 不仅会对 DWT 系数产生巨大影响, 还会对篡改区域产生不同的特征向量. 另外, DWT 的伪吉布斯现象使得检测边缘和纹理等信号的效果不够理想. 对于 DWT 存在的不足, 这里采用具有平移不变性的非抽样小波变换 (UWT), 由于 UWT 不包括下采样和小波系数缩减, 因此称为非抽样的^[8].

对图像利用 UWT 沿行和列进行二维分解, 分别得到 4 个子带, 即水平高通子带 LH, 垂直高通子带 HL、对角高通子带 HH 以及低通子带 LL, 每个子带的尺寸不发生变化^[9].

图像进行过 UWT 后, 由于图像的主要部分是低频部分, 所以提取图像的低频部分. 对提取的低频部分进

像块 $(p, p+N-1) \times (q, q+N-1)$, 其 $n+m$ 阶 Tchebichef 矩为^[6]:

$$\begin{cases} T_{n,m}^{p,q} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(p+x, q+y) t_n(x) t_m(y) \\ n, m = 0, 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $t_n(x)$ 和 $t_m(y)$ 为 n 阶和 m 阶正交切比雪夫多项式, 定义如下:

$$t_n(x) = \frac{(1-N)!}{\sqrt{(N+n)!(2n+1)(N-n-1)!}} \sum_{l=0}^n \frac{(-n)_l (-x)_l (1+n)_l}{(l!)^2 (1-N)_l}, n, x = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2)$$

其中, $(\cdot)_l$ 表示阶乘幂. $t_m(y)$ 定义类似.

正交切比雪夫多项式在 x 处的 $t_n(x)$ 和在 $x+a$ 处的 $t_n(x+a)$ 有如下关系^[7]:

$$t_n(x+a) = \sum_{l=0}^n \sum_{r=0}^{n-l} g_r(n,l)(-a)_r t_l(x) \quad (3)$$

当 $a=1$ 时, 有:

$$t(x+1) = t_n(x) - \sum_{l=0}^{n-1} g_r(n,l) t_l(x) \quad (4)$$

其中, $g_r(n,l)$ 定义为:

$$g_r(n,l) = \frac{(-1)^s s!(n+r+s)!(N-1-s-r)!}{(r+s)!(n-r-s)!(s+l+1)!(s-l)!(N-1-s)!}, 0 \leq l \leq n \quad (5)$$

行检测, 可以大大降低块的个数, 使得计算量仅为原来的 1/4, 同时低频对噪声不敏感, 也可以加强特征的鲁棒性. 再对图像进行分块, 假设待测图像大小为 $M \times N$, 用 $a \times a$ 像素的滑动窗口每次移动一个像素点对图像进行扫描, 可以得到 $(M-a+1) \times (N-a+1)$ 个重叠块.

对于一个大小为 $N \times N$ 滑动块 $(p+1, p+N) \times (q, q+N-1)$, 其 $n+m$ 阶水平方向的 Tchebichef 矩为:

$$\begin{cases} T_{n,m}^{p+1,q} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(p+1+x, q+y) t_n(x) t_m(y) \\ n, m = 0, 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (6)$$

我们可以看出矩 $T_{n,m}^{p+1,q}$ 计算量的阶数已经上升到 (M, M) , 其中 $0 \leq n, m \leq M, M < N$. $TC_m^{p,q}$ 和 $TC_m^{p+N,q}$ 分别表示输出列 $f(p, q+y), 0 \leq y \leq N-1$, m 阶切比雪夫矩和输入列 $f(p+N, q+y), 0 \leq y \leq N-1$, m 阶切比雪夫矩, 定义如下^[10]:

$$TC_m^{p,q} = \sum_{y=0}^{N-1} f(p, q+y)t_m(y) \quad (7)$$

$$TC_m^{p+N,q} = \sum_{y=0}^{N-1} f(p+N, q+y)t_m(y) \quad (8)$$

相同地, 对于下一个大小为 $N \times N$ 滑动块 $(p, p+N-1) \times (q+1, q+N)$, 其 $n+m$ 阶垂直方向的 Tchebichef 矩为:

$$\begin{cases} T_{n,m}^{p,q+1} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(p+x, q+1+y)t_n(x)t_m(y) \\ n, m = 0, 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (9)$$

$TR_m^{p,q}$ 和 $TR_m^{p+N,q}$ 分别表示输出行 $f(p+x, q)$, $0 \leq x \leq N-1$, m 阶切比雪夫矩和输入行 $f(p+x, q+N)$, $0 \leq x \leq N-1$, m 阶切比雪夫矩, 定义如下:

$$TR_n^{p,q} = \sum_{x=0}^{N-1} f(p+x, q)t_n(x) \quad (10)$$

$$TR_n^{p,q+N} = \sum_{x=0}^{N-1} f(p+x, q+N)t_n(x) \quad (11)$$

基于上述理论, 对于图像 $f(x, y)$, 低频快速切比雪夫矩算法如下:

- (1) 对图像进行 UWT 二维分解, 提取其低频部分并进行重叠分块;
- (2) 计算切比雪夫多项式和系数矩阵;
- (3) 计算所有的行向量. 对于图像 $f(x, y)$ 每行的第一个行向量, 计算其切比雪夫矩, 每行的其余行向量计算其快速切比雪夫矩;
- (4) 计算所有的列向量的切比雪夫矩;
- (5) 计算图像 $f(x, y)$ 第一个块的矩特征, 基于步骤 (4) 的结果, 采用快速切比雪夫矩计算第一行的所有块的矩特征;
- (6) 基于步骤 (2) 和步骤 (4) 的结果, 采用快速切比雪夫矩计算其他块的矩特征.

2 PatchMatch 算法匹配

本文采用 PatchMatch 算法进行特征匹配, 它是一种图像块之间寻找最近邻匹配的快速随机算法, 将正确的偏移量传播并且迭代更新至全部偏移量, 相比较传统的 kd-tree 算法而言, 不仅可以大大减少处理时间, 还可以提供准确的匹配率^[11]. 算法步骤如下:

- (1) 初始化. 对于每个像素 s , 随机初始化偏移量:

$$\delta(s) = U(s) - s \quad (12)$$

其中, $U(s)$ 是一个二维随机变量, 并且均匀分布在整个图像. 由于我们正在寻找与目标相对较远的匹配, 这里我们不考虑 $\delta(s) = 0$, 以及所有偏移量小于给定阈值的情况. 虽然大多数初始随机偏移量很少用到, 但也有可能是最优的或近似最优的.

- (2) 传播. 在这个阶段, 图像按照从上到下、从左到右的顺序光栅扫描, 则每个像素 s 偏移量更新为:

$$\delta(s) = \arg \min_{\phi \in \Delta^P(s)} D(f(s), f(s+\phi)) \quad (13)$$

其中, $\Delta^P(s) = \{\delta(s), \delta(s^r), \delta(s^c)\}$, s^r 和 s^c 分别表示光栅按行和列扫描的像素 s 之前的像素. 每个像素判断相邻块的偏移量是否提供了更好的匹配, 如果是, 则采用相邻块的偏移量. 若给定区域像素具有恒定偏移量, 就可获得正确偏移量, 并迅速传播, 填充整个区域的下方和右侧. 每次迭代更新时, 按照反转的光栅顺序(从下到上、从右到左)扫描图像, 以获得更准确的偏移量.

- (3) 随机搜索. 由于传播过程依赖于随机初始的偏移量, 所以不能达到最优匹配. 为了尽量避免陷入局部最小值, 采用随机搜索, 在修正式 (13) 后, 对当前偏移量进行随机采样, 设候选偏移量 $\delta_i(s)$, $i = 1, \dots, L$ 为:

$$\delta_i(s) = \delta(s) + R_i \quad (14)$$

其中, R_i 是一个二维随机变量, 并且均匀分布在除去原点的半径为 2^{i-1} 的方形区域中. 事实上, 大多数的候选偏移量非常接近 $\delta(s)$, 随机搜索后偏移量更新为:

$$\delta(s) = \arg \min_{\phi \in \Delta^R(s)} D(f(s), f(s+\phi)) \quad (15)$$

其中, $\Delta^R(s) = \{\delta(s), \delta_1(s), \dots, \delta_L(s)\}$.

3 后处理

除了平滑区域之外, 通过特征匹配获得的偏移量应该是细节化的. 但是由于噪声、压缩、几何变换、光照变化和相似区域等原因^[12], PatchMatch 算法获得的偏移量很少遵循该情况, 因此后处理阶段需要:

- (1) 对偏移量进行正则化.
- (2) 添加适当的约束.

由于隐式过滤得到的偏移量已经足够规则, 所以需要添加适当的约束. 这里采用稠密线性拟合的方法^[13], 这是因为它复杂性低并且可以快速地得到正确的偏移量.

通过仿射模型, 在像素 s 的适当 N 像素邻域内拟

合出真实偏移量:

$$\hat{\delta}(s_i) = A s_i, i = 1, \dots, N \quad (16)$$

转换参数 A , 设置为平方误差之和的最小值.

$$\varepsilon^2(s) = \sum_{i=1}^N \|\delta(s_i) - \hat{\delta}(s_i)\|^2 \quad (17)$$

虽然偏移量是二维的, 但是参数 A 可以针对每一维进行独立地优化, 因此, 可以将 $\delta(x)$ 视为一维偏移量, 问题转化为:

$$a^{opt} = \arg \min_a \|\delta - S a\|^2 \quad (18)$$

其中, $\delta = [\delta(s_1), \delta(s_2), \dots, \delta(s_N)]^T$ 是匹配阶段的偏移量, $a = [a_0, a_1, a_2]^T$ 是识别仿射模型的参数向量, S 是邻域内所有像素齐次坐标的 $N \times 3$ 矩阵.

$$S = \begin{bmatrix} 1 & s_{11} & s_{12} \\ 1 & s_{21} & s_{22} \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & s_{N1} & s_{N2} \end{bmatrix} \quad (19)$$

因此真实偏移量为:

$$\hat{\delta}(s_i) = a_0 + a_1 s_{i1} + a_2 s_{i2}, i = 1, \dots, N \quad (20)$$

这是一个多元线性回归问题, 解为:

$$a^{opt} = (S^T S)^{-1} S^T \delta \quad (21)$$

因此, 相应的平方误差之和为:

$$\begin{aligned} \varepsilon^2(s) &= \left\| \delta - S(S^T S)^{-1} S^T \delta \right\|^2 \\ &= \|(1 - H)\delta\|^2 = \delta^T (1 - H)\delta \end{aligned} \quad (22)$$

其中, $H = S(S^T S)^{-1} S^T$ 是对称的, 进一步简化 H 矩阵为:

$$H = Q Q^T, Q = [q_1, q_2, q_3] \quad (23)$$

其中, q^j 为 N 行向量, 所以, 有:

$$\varepsilon^2(s) = (\delta^T \delta) - (\delta^T q_1)^2 - (\delta^T q_2)^2 - (\delta^T q_3)^2 \quad (24)$$

下面给出具体的后处理步骤:

- (1) 对得到的偏移量进行中值滤波操作.
- (2) 通过最小二乘线性模型计算圆形邻域内的阈值为 T_ε^2 的拟合误差 ε^2 .
- (3) 去除误匹配对, 包括较匹配区域对的距离像素更接近的匹配对, 或小于匹配区域面积像素的匹配对.
- (4) 映射检测到的区域.
- (5) 使用圆形的结构元素进行形态学操作, 实现篡改图像区域的定位完成检测.

为了证明稠密线性拟合方法的有效性, 对篡改图像后处理阶段的进行检测, 如图 1 所示. 由图 1 可知, 匹配阶段的偏移量已经足够规则, 但还存在较多误检, 后处理阶段采用稠密线性拟合方法可有效降低误检率.

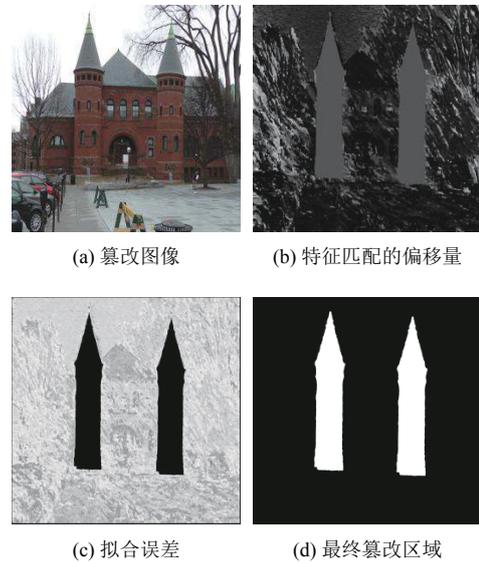


图 1 篡改图像后处理的检测结果

4 实验分析

实验是在 Windows10 操作系统下, 采用 Matlab 软件测试的. 为了验证本文方法的可行性和有效性, 实验采用的数据集为 benchmark data^[14], 该数据集包括 48 幅原图像以及 48 幅篡改图像, 篡改区域包括单区域和多区域. 同时将本文方法与文献[5]和文献[14]进行对比来证明本文方法的优越性.

性能分析主要包括图像层面和像素层面, 本文从像素层面来衡量篡改检测算法的性能, 采用 *precision*、*recall* 和 F 这 3 个指标, 定义如下:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (25)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (26)$$

$$F = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (27)$$

其中, *precision* 为检测准确率, 即检测为篡改图像的数据集中有多少是真正的篡改图像, 包括把篡改图像检测为篡改图像及把真实图像检测为篡改图像; *recall* 为检测召回率, 即数据集中的篡改图像有多少被正确检测了, 包括把篡改图像检测为篡改图像及把篡改图像

检测为真实图像; F 为综合评价指标. TP 为篡改图像中被正确检测到的篡改像素数量, FP 为篡改图像中未篡改部分被检测为篡改像素的数量, FN 为篡改图像中的篡改部分未被检测到的篡改像素数量. $precision$ 和 $recall$ 这 2 个评价指标相互制约, F 综合考虑了这两个

指标, F 值越大, 算法的检测性能越好.

本文对篡改区域为单一区域和多区域分别进行了实验, 单区域篡改图像的检测结果见图 2, 单区域多次篡改图像的检测结果见图 3, 多区域篡改图像的检测结果见图 4, 表 1 为 3 种算法篡改检测性能的比较.



图 2 单区域篡改图像的检测结果

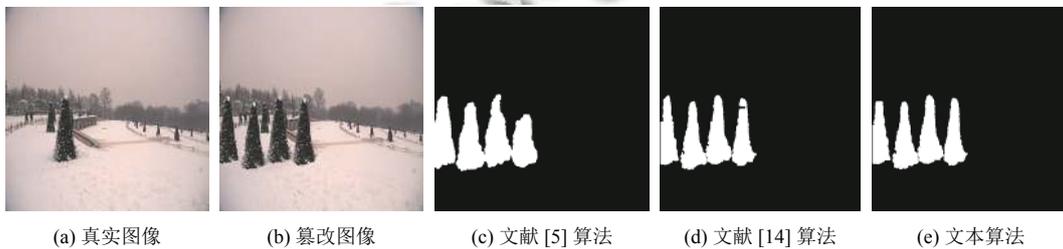


图 3 单区域多次篡改图像的检测结果

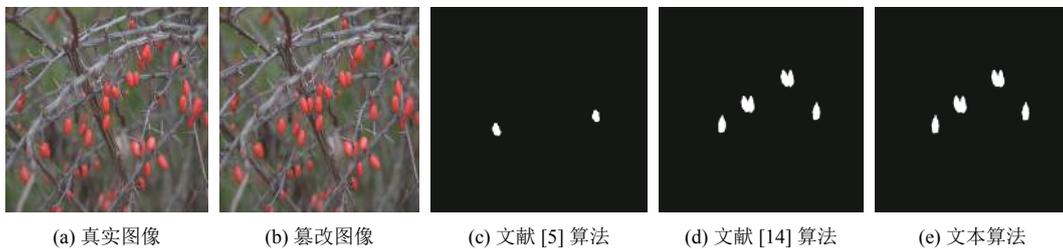


图 4 多区域篡改图像的检测结果

表 1 3 种算法检测性能的比较 (%)

算法	$precision$	$recall$	F
文献[5]算法	87.5	85.4	88.5
文献[14]算法	93.8	87.5	90.5
本文算法	95.6	88.7	92.0

由图 2~图 4 可知, 文献[5]和文献[14]都会出现漏检测的情况, 尤其对于图 4(c) 出现两个不同的篡改区域, 而只定位出一个篡改区域, 虽然文献[14]的检测结果优于文献[5]的检测结果, 但是检测到的篡改区域还是会遗漏一些篡改区域的细节信息, 综合来说, 本文算法的检测结果是最好的. 为了更加准确地体现本文算法的优越性, 由表 1 可知, 本文算法的综合评价标准 F 是最高的, 其中 $precision$ 分别提高了 8.1% 和 1.8%,

$recall$ 分别提高了 3.3% 和 1.2%, F 分别提高了 3.5% 和 1.5%, 与上图中的检测结果一致. 这是因为文献[5]采用 DWT 和 Tchebichef 矩结合的特征向量, 比较其相似性定位篡改区域, 特征向量没有很好地表示篡改图像信息, 会存在漏检测的情况; 文献[14]对每个重叠分块提取快速切比雪夫矩特征, 特征匹配使采用 kd-tree 算法, kd-tree 算法不能很好地实现篡改图像的匹配; 本文算法采用低频快速切比雪夫矩作为特征向量, PatchMatch 算法进行特征匹配, 最后用稠密线性拟合算法消除误匹配, 这样可以较好地描述图像信息, 防止漏检和误检的情况.

我们还比较了本文算法和文献[5]和文献[14]在数

据集 benchmark data 中每幅图片的平均运行时间, 来证明本文算法的实时性, 实验结果如表 2 所示. 由表 2 可知, 除了图 3(b) 之外, 其他图片都是本文算法的运行时间最短, 最后一列是数据集中每幅图片的平均运行时间, 可知本文算法的平均运行时间是最短的. 这是由于本文算法采用 UWT 实现图像分解, 提取低频部分的快速切比雪夫矩特征, 并且采用 PatchMatch 算法进行匹配, 可以缩短算法运行时间, 提高本文算法的实时性.

表 2 3 种算法运行时间的比较 (单位: s)

算法	图 2(b)	图 3(b)	图 4(b)	平均
文献[5]算法	3.957	3.931	3.994	3.391
文献[14]算法	0.081	0.082	0.082	0.082
本文算法	0.080	0.084	0.081	0.080

最后我们比较了本文算法和文献[5]和文献[14] 在数据集 benchmark data 中每幅图片的平均误匹配率 (误匹配对/匹配对), 实验结果如表 3 所示. 由表 3 可知, 本文算法的匹配对是最多的, 误匹配对是最少的, 误匹配率是最低的. 这是因为相比较文献[5]的相似性匹配及文献[14]的 kd-tree 匹配, 本文算法采用 PatchMatch 算法进行匹配得到规则的偏移量, 并且采用稠密线性拟合方法进行后处理降低误匹配, 具有很好的匹配效果.

表 3 3 种算法误匹配率的比较

算法	匹配对	误匹配对	误匹配率 (误匹配对/匹配对)(%)
文献[5]算法	670	90	13.4
文献[14]算法	780	32	4.1
本文算法	800	28	3.5

5 结论与展望

本文提出了一种低频快速切比雪夫矩的篡改图像检测算法. 利用非抽样小波变换分解图像并提取其低频部分, 对于重叠块提取其快速切比雪夫矩特征, PatchMatch 算法匹配块特征, 最后剔除误匹配并定位其篡改区域. 相比之前算法, F 达到了 92.0%, 分别提高了 3.5% 和 1.5%, 本文算法对于单区域、单区域多次以及多区域的篡改均有很好的定位结果, 并且有效地降低了运行时间, 提高了算法的实时性, 最后也降低了误匹配率实现很好的匹配效果. 后续工作将放在对篡改区域进行旋转、加噪、压缩以及模糊等处理的检测及精确定位上.

参考文献

1 赖玥聪, 黄添强, 蒋仁祥. 采用指数矩的图像区域复制粘贴

篡改检测. 中国图象图形学报, 2015, 20(9): 1212–1221. [doi: 10.11834/jig.20150908]

2 闫旭, 姜威, 贾晓焯. 基于改进 Hu 不变矩的图像篡改检测算法. 光学技术, 2018, 44(2): 171–176.

3 Ryu SJ, Kirchner M, Lee MJ, *et al.* Rotation invariant localization of duplicated image regions based on Zernike moments. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2013, 8(8): 1355–1370. [doi: 10.1109/TIFS.2013.2272377]

4 Dixit R, Naskar R. Copy-move forgery detection utilizing Fourier-Mellin transform log-polar features. Journal of Electronic Imaging, 2018, 27(2): 023007.

5 谷宗运, 吕晓丽, 罗斌. 基于 Tchebichef 不变矩的数字图像被动认证算法. 合肥工业大学学报 (自然科学版), 2011, 34(6): 848–852.

6 Li LD, Lin WS, Wang XS, *et al.* No-reference image blur assessment based on discrete orthogonal moments. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(1): 39–50. [doi: 10.1109/TCYB.2015.2392129]

7 Shu HZ, Zhang H, Chen BJ, *et al.* Fast computation of Tchebichef moments for binary and grayscale images. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12): 3171–3180. [doi: 10.1109/TIP.2010.2052276]

8 柴新新, 邱晓晖. 基于提升小波变换的图像篡改检测算法. 计算机技术与发展, 2016, 26(4): 78–81.

9 冯莉, 龚子华, 文远保. 非抽样小波变换耦合 Zelnick 矩的图像伪造检测算法. 计算机工程与设计, 2016, 37(6): 1588–1592.

10 Marcos JV, Cristóbal G. Texture classification using discrete Tchebichef moments. Journal of the Optical Society of America A, 2013, 30(8): 1580–1591. [doi: 10.1364/JOSAA.30.001580]

11 Barnes C, Shechtman E, Finkelstein A, *et al.* PatchMatch: A randomized correspondence algorithm for structural image editing. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): 24.

12 甘玲, 王凯. 基于 HSV 和 HE 的复制粘贴篡改检测算法. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2019, 31(3): 400–406.

13 Cozzolino D, Poggi G, Verdoliva L. Efficient dense-field copy-move forgery detection. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(11): 2284–2297. [doi: 10.1109/TIFS.2015.2455334]

14 Chen BJ, Coatrieux G, Wu JS, *et al.* Fast computation of sliding discrete Tchebichef moments and its application in duplicated regions detection. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(20): 5424–5436. [doi: 10.1109/TSP.2015.2451107]