

## 采用局部强度顺序模式的图像复制—粘贴篡改检测算法

林晶<sup>1</sup>, 黄添强<sup>2,3</sup>, 林玲鹏<sup>2,3</sup>, 李小琛<sup>1</sup>

(1. 福建师范大学数学与计算机科学学院, 福建 福州 350007; 2. 福建师范大学软件学院, 福建 福州 350007;  
3. 福建师范大学大数据分析与应用福建省高校工程研究中心, 福建 福州 350007)

**摘要:** 复制—粘贴篡改是一种最简单而且常见的图像篡改方式。为了提高目前复制—粘贴篡改检测算法的顽健性, 提出一种基于局部强度顺序模式(LIOP, local intensity order pattern)的图像复制—粘贴篡改检测算法。首先, 提取待测图像的 LIOP 特征描述子, 然后以特征描述子间的夹角余弦值作为相似度量, 根据最近邻与次近邻的比值阈值寻找稳定的匹配点, 最后计算匹配点对间的空间距离以移除误匹配点。实验结果表明, 所提算法能够有效检测并定位复制粘贴篡改位置, 而且算法检测的准确率高, 能够抵抗缩放、旋转、亮度变化以及高斯模糊、加性高斯白噪声、JPEG 压缩等后期处理操作。

**关键词:** 图像篡改检测; 复制—粘贴篡改; 特征描述; 局部强度顺序模式

中图分类号: TP391

文献标识码: A

## Detection of image copy-move forgery using local intensity order pattern

LIN Jing<sup>1</sup>, HUANG Tian-qiang<sup>2,3</sup>, LIN Ling-peng<sup>2,3</sup>, LI Xiao-chen<sup>1</sup>

(1.School of Mathematics and Computer Science, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China;  
2. Faculty of Software, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China;

3. Fujian Provincial University Engineering Research Center of Big Data Analysis and Application, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

**Abstract:** Copy-move forgery was one of the most simple and common way of image manipulations. To improve the robustness of most existing copy-move forgery detections, a new method based on local intensity order pattern was proposed. First, the LIOP feature descriptors were exacted from the inspected image. Then the angular cosine of feature descriptors were used to measure the similarity, and the stable matching points were found according to the distance ratio threshold of the nearest neighbor point to the second nearest neighbor. Finally, the space distance of the matching points were calculated to remove the false matching points. Extensive experimental results were presented to confirm that the proposed method is not only able to effectively identify and locate the altered area, but also have high accuracy and robust to scaling, rotation, brightness change and some post-processing, such as Gaussian blur, additive white Gaussian noise and JPEG compression.

**Key words:** image tampering detection, copy-move forgery, feature description, local intensity order pattern

收稿日期: 2016-09-01

通信作者: 黄添强, fjhtq@fjnu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61070062, No.61502103); 福建省高校产学研合作科技重大基金资助项目(No.2015H6007); 福州市科技计划基金资助项目(No.2014-G-76); 福建省高等学校新世纪优秀人才支持基金资助项目(No.JA11038); 福建省科学厅 K 类基金资助项目(No.2011007); 福建省教育厅 A 类基金资助项目(No.JA10064); 福建师范大学研究生教育改革研究基金资助项目(No.MY201414)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61070062, No.61502103), Industry-University Cooperation Major Projects in Fujian Province(No.2015H6007), Science and Technology Program of Fujian (No.2014-G-76), Program for New Century Excellent Talents in University in Fujian Province(No. JA11038), The Science and Technology Department of Fujian Province K-Class Foundation Project (No.2011007), The Education Department of Fujian Province A-Class Foundation Project (No.JA10064), The Graduate Education Reform Project of Fujian Normal University(No.MY201414)

## 1 引言

近年来,随着高质量、低价格图像数字化摄取设备的普及,数字图像已广泛应用于人们的日常生活和工作当中<sup>[1]</sup>。同时,数字图像处理技术的发展,图像编辑软件功能的不断完善,使任何普通的计算机用户都可以轻易地编辑图像,达到更好的视觉效果。然而在技术方便人类的同时,也存在着负面的影响。如果被恶意篡改的伪造图像用于正式媒体、科学发现、司法取证等领域,无疑会对政治和社会稳定造成严重的影响<sup>[2]</sup>。因此,对数字图像篡改的取证研究已成为信息安全领域的一项重要课题。

在数字图像的篡改操作中,复制—粘贴类型的篡改方式是一种最简单也是最常用的图像篡改手段,可以分为同幅图复制—粘贴篡改和不同图复制—粘贴篡改。同幅图复制—粘贴篡改是指复制一幅图像的一个部分到该图像的其他位置以达到添加或隐藏某些重要图像信息的目的。而不同图复制—粘贴篡改是指 2 张或多张图像中的人或物体的不同部分拼接在一起以达到伪装成同一个人或物体的目的。本文将重点研究同幅图像的复制—粘贴篡改。篡改者在篡改图像时通常不只是单一地复制—粘贴操作,为了消除伪造图像的篡改痕迹和达到更好的视觉效果,往往会对篡改区域进行一些变换和后期处理,如缩放、旋转、模糊以及 JPEG 压缩、添加噪声等操作<sup>[3]</sup>。因此,在设计检测算法时要考虑诸多方面的可能,提高算法的顽健性。目前,国内外许多学者已经对图像复制—粘贴篡改提出了检测算法。Fridrich<sup>[4]</sup>首次提出了一种基于离散余弦变换(DCT)的块匹配检测算法,首先将图像进行重叠分块,采用量化 DCT 系数作为分块的特征向量,通过寻找匹配块检测出图像复制—粘贴篡改区域。文献[5~7]分别提出了采用 SVD(singular value decomposition)、Zernike 矩、DWT(discrete wavelet transform)提取子块特征向量的检测算法。这种基于分块的检测算法能够准确定位篡改区域的边界,但根据提取的特征方式不同,对图像进行某些后期处理操作,如缩放、旋转、模糊等攻击后,算法可能失效。文献[8]提出了一种基于 SIFT 特征提取的算法,首先提取待测图像的 SIFT 特征并进行匹配,再对匹配的特征点对在空间上做层次聚类,最后进行仿射变换估计,确定篡改位置。由于 SIFT 特征

点的尺度不变性使算法缩放攻击具有良好的顽健性,但对其他攻击的顽健性还有待加强。并且, SIFT 描述子本身的计算量较大导致算法运行时间较长。

现有的图像复制—粘贴篡改检测方法能够检测并定位篡改区域,但是算法对图像模糊、压缩、添加噪声等后期处理操作的顽健性能仍然需要提高。王振华等<sup>[9]</sup>针对 SIFT 特征描述算法需要计算主方向的缺点,提出了一种基于局部强度顺序模式的特征描述符。根据作者的大量实验结果表明,这种描述符不仅对均匀光照变化和旋转变换具有固有不变性,而且对尺度变换、视角变换、图像模糊和 JPEG 压缩具有良好的顽健性,与现有著名的特征描述符 SIFT<sup>[10]</sup>、DAISY<sup>[11]</sup>以及同样基于强度顺序的特征描述符 HRI-CSLTP<sup>[12]</sup>相比,性能上有显著的提升。为了提高现有图像复制—粘贴篡改检测算法的顽健性,本文提出了一种采用局部强度顺序模式的图像复制—粘贴篡改检测算法,该方法不仅能够准确判断图像是否经过篡改并定位篡改位置,而且对光照变化和缩放、旋转变换以及一些后期处理操作,如图像模糊、添加噪声、JPEG 压缩等具有良好的顽健性。

## 2 局部强度顺序模式

局部强度顺序模式是一种基于强度顺序的局部特征描述方法。它的基本原理是,当存在均匀光照变化时,像素强度的相对顺序不会发生改变。首先采用 Harris-affine 区域检测算子检测图像中的感兴趣区域并进行规范化处理,然后根据区域内的整体强度顺序将区域划分为  $B$  个子区域,分别计算每个子区域内像素点的 LIOP 描述子并累加到该子区域的 LIOP 描述子,最后依次连接所有子区域的 LIOP 描述子形成最终的 LIOP 特征描述子。LIOP 特征描述子的构造过程如图 1 所示,主要可以分解为以下 3 步。

### 1) 特征区域检测

本文采用 Harris-affine 检测算子提取图像的局部不变特征区域。Harris-affine 是目前具有代表性的一种仿射不变区域检测算子,它的主要思想是首先检测多尺度的 Harris 兴趣点,选择在多尺度下具有局部最大值的兴趣点,得到一系列尺度不变的特征点,然后通过迭代算法调整特征点的位置、尺度及邻域形状,最终使尺度不变的特征点延伸为具备仿

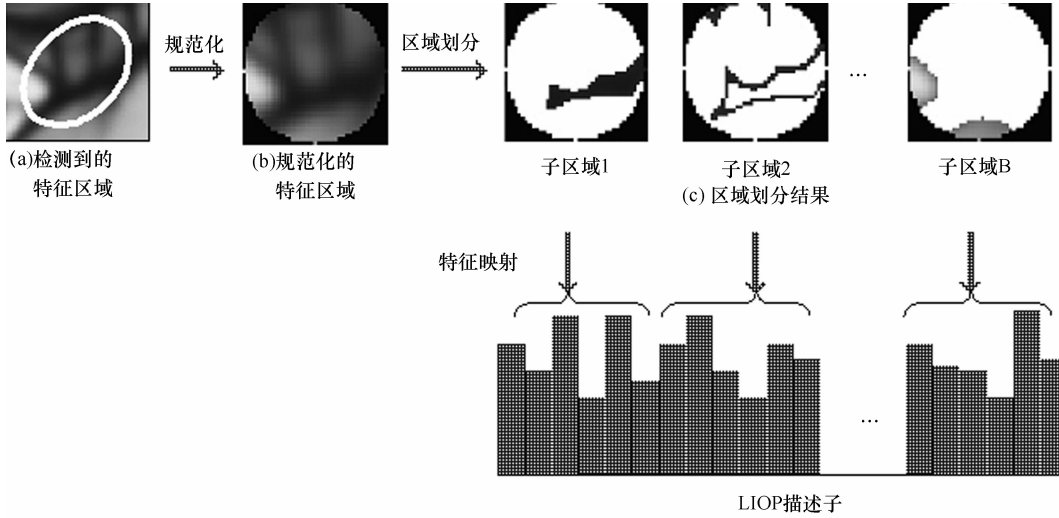


图 1 LIOP 特征描述子的构造过程

射不变性的特征点，呈现为满足仿射不变性的椭圆特征区域，椭圆的中心是特征点位置<sup>[13]</sup>。如图 1(a) 是检测到的一个特征区域。由于检测到的椭圆区域通常是大小不同的、形状不同的，因此，需要对检测到的椭圆特征区域进行规范化处理，将其标准化为半径固定的圆，以便于特征描述的统一处理。规范化后的特征区域如图 1(b) 所示。

2) 区域划分

大多数局部特征描述子的构造都需要估计梯度统计量的主方向，主方向的估计精度直接影响到描述子的稳定性以及影响特征匹配的精确度。因此，本节采用基于强度序的区域划分方法，不需要估计主方向。假设规范化后的圆形特征区域（圆心为  $O$ ）内共有  $L$  个像素点， $O = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$ ，令  $I(x_i)$  表示像素点  $x_i$  的像素值，将特征区域内的所有像素点按照像素值升序排列，得到有序集合  $O_{\text{sort}} = \{x_{k_1}, x_{k_2}, \dots, x_{k_L} : I(x_{k_1}) \leq I(x_{k_2}) \leq \dots \leq I(x_{k_L})\}$ ，然后根据排序结果将像素值范围等分为  $B$  个子区间，落在同一区间内的像素点形成子区域。那么圆形特征区域被划分成  $B$  个子区域。

$$\begin{aligned}
 \text{bin}_i &= \{x_j : t_{i-1} \leq I(x_j) \leq t_i\} \\
 &1 \leq i \leq B, j \in \{1, 2, \dots, L\} \\
 t_i &= \begin{cases} I(x_{k_1}), & i = 0 \\ I(x_{k_s}), & s = \left\lceil i \frac{L}{B} \right\rceil, 1 \leq i \leq B \end{cases} \quad (1)
 \end{aligned}$$

其中， $\text{bin}_i$  表示第  $i$  个子区域。区域划分结果如图 1(c) 所示。

3) 特征描述

采用与邻域像素比较的方式计算  $LIOP$  特征描述子。对于子区域（圆心为  $O$ ）内的某个像素点  $x$ ，邻域像素的采样规则如下。在区域划分前的标准圆形特征区域内，以  $x$  为圆心， $R$  为半径的圆上均匀采样  $N$  个点，其中，第一个采样点在  $\overrightarrow{Ox}$  方向，其余的  $N-1$  个点按照逆时针方向均匀采样。

如图 2(a) 所示是一个  $N=4$  的采样示例，其中， $x_1, x_2, x_3, x_4$  是像素点  $x$  的采样点。令  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  表示像素点  $x$  周围的  $N$  个采样点集合， $\mathbf{P}(x) = (I(x_1), I(x_2), \dots, I(x_N))$  表示采样点的强度（像素值）构成的  $N$  维向量，其中， $I(x_i)$  表示第  $i$  个采样点  $x_i$  的像素值。图 2(c) 是  $LIOP$  特征描述子的计算过程示例。首先，将  $N$  个采样点的像素值从小到大排序，并根据排序结果将像素值转化为对应的序号，得到强度序  $\pi$ 。转化式定义如下

$$\gamma(\mathbf{P}) = \pi = (m_1, m_2, \dots, m_N) \quad (2)$$

其中， $\pi = (m_1, m_2, \dots, m_N)$  表示整数  $1 \sim N$  的一个排列， $\mathbf{P}$  是一个  $N$  维向量  $(p_{m_1}, p_{m_2}, \dots, p_{m_N})$ ，并且满足关系  $p_{m_1} \leq p_{m_2} \leq \dots \leq p_{m_N}$ 。

然后建立排列索引表，目的是为了将强度序进一步编码。索引表的第一列是数字  $1 \sim N$  的所有排列情况，第二列是顺序索引值。图 2(d) 是  $N=4$  的排列索引表示例，索引表共包含有  $M!$  种排列情况，每一种排列对应唯一一个索引值。将上一步得到的强度序根据其在索引表的索引值进一步编码成  $M$  维向量，计算式如下

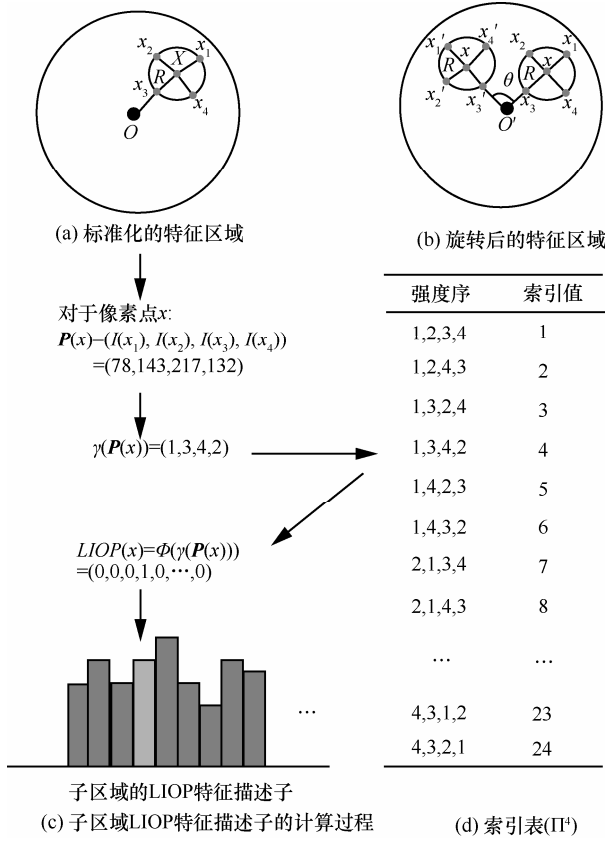


图 2 LIOP 特征描述子的计算过程

$$\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{\pi}) = \mathbf{V}_{N!}^{Ind(\boldsymbol{\pi})} = (0, \dots, 0, \underset{Ind(\boldsymbol{\pi})}{1}, 0, \dots, 0) \quad (3)$$

其中,  $Ind(\boldsymbol{\pi})$  表示强度序  $\boldsymbol{\pi}$  在  $\Pi^N$  (表示  $N$  个元素的强度序号) 索引表中的索引值,  $\mathbf{V}_{N!}^{Ind(\boldsymbol{\pi})}$  表示一个  $N!$  维的特征向量, 向量的第  $Ind(\boldsymbol{\pi})$  个元素为 1, 其他元素都为 0。

综上, 像素点  $x$  的 LIOP 特征描述子定义为

$$LIOP(x) = \boldsymbol{\varphi}(\gamma(\mathbf{P}(x)))$$

$$= \mathbf{V}_{N!}^{Ind(\gamma(\mathbf{P}(x)))}$$

$$= \left( 0, \dots, 0, \underset{Ind(\gamma(\mathbf{P}(x)))}{1}, 0, \dots, 0 \right) \quad (4)$$

最后, 计算所有在同一个子区域内像素点的 LIOP 特征描述子, 并对特征向量的每一维进行统计, 绘制成直方图, 作为该子区域的特征描述子。依次连接每个子区域的特征描述子直方图即可得到最终的 LIOP 特征。

$$LIOP \text{ descriptor} = (des_1, des_2, \dots, des_B)$$

$$des_i = \sum_{x \in bin_i} LIOP(x) \quad (5)$$

其中,  $bin_i$  表示第  $i$  个子区域,  $des_i$  表示第  $i$  个子区

域的 LIOP 特征描述子,  $B$  表示子区域的个数。那么对于某个特征区域采用强度序描述的方法描述特征点将得到  $N! \times B$  维的特征向量。

如图 2(b) 所示为将特征区域旋转  $\theta$  角度后像素点  $x$  的采样点分布情况。对于像素点  $x$ , 旋转  $\theta$  角度后变为  $x'$ , 对应的采样点集合由  $\mathbf{P}(x) = (I(x_1), I(x_2), \dots, I(x_N))$  变为  $\mathbf{P}(x') = (I(x'_1), I(x'_2), \dots, I(x'_N))$ , 由于强度相对顺序排列不变, 有  $\gamma(\mathbf{P}(x)) = \gamma(\mathbf{P}(x'))$ , 那么  $LIOP(x) = LIOP(x')$ , 因此, LIOP 特征描述子具备旋转不变性。

### 3 篡改检测算法

本文提出一种基于局部强度顺序模式的图像复制—粘贴篡改检测算法, 采用 LIOP 特征描述子作为图像特征向量, 以特征描述子间的夹角余弦值作为相似性度量, 寻找相互匹配的特征点, 最后根据匹配点对的空间距离移除误匹配点。最终配对的匹配点数目如果满足一定阈值, 则判定图像经过复制粘贴篡改, 并定位篡改位置。算法检测步骤详细说明如下。

1) 特征提取。如本文第 2 节所述, 首先采用 Harris-affine 检测算子检测待测图像的仿射不变区域, 并将其标准化为半径是 20.5 像素的圆形区域。假设待测图像的大小是  $m \times n$ , 检测到的特征区域总数为  $num$ 。对于某个特征区域, 采用基于强度序的区域划分方法将其划分为  $B$  个子区域, 遍历子区域内的所有像素点, 利用子区域内每个像素点周围的  $N$  个采样点分别计算每个子区域的 LIOP 描述子, 最后依次连接描述子得到该特征区域的 LIOP 特征向量, 维数为  $N! \times B$ 。文献[9]的实验结果表明, 当  $N=4, B=6$  时, 特征描述子的匹配效果达到最好。因此, 本文算法设置  $N=4, B=6$  进行图像特征提取, 将得到  $N! \times B=4! \times 6=144$  维特征向量。遍历所有的特征区域, 即可得到待测图像的所有 LIOP 特征描述子。

2) 特征匹配。为了提高运算效率, 本文以特征向量间的夹角余弦值作为相似性度量。假设待测图像的特征点集合为  $K = \{K_1, K_2, \dots, K_{num}\}$ , 对应的 LIOP 特征描述子集合为  $V = \{V_1, V_2, \dots, V_{num}\}$ 。对任意一个 LIOP 特征描述子  $V_i$ , 计算  $V_i$  与其他  $num-1$  个特征描述子的点积, 并求每个点积的反余弦值, 对得到的值进行大小排序, 记最小值  $D_1$ , 次最小值为  $D_2$ , 阈值为  $T$ , 如果满足

$$\frac{D_1}{D_2} \leq T \quad (6)$$

则判定取得最小值  $D_1$  的 2 个特征描述子相匹配, 即这 2 个特征描述子所对应的特征点相匹配。遍历所有的特征描述子, 即可得到所有匹配的特征点对。

3) 移除误匹配, 输出检测结果。对篡改者而言, 一般需要对图像的某块区域进行复制—粘贴篡改, 并且篡改区域一般较大才能达到篡改目的, 同时, 往往是利用离篡改位置较远的区域进行复制, 不容易被察觉, 那么空间距离非常接近的匹配可以认为是误匹配。因此, 可以根据匹配的特征点对间的空间距离来移除误匹配, 以及根据最终配对的特征点对数目判断图像是否经过篡改。假设匹配的 2 个特征点位置为  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ , 空间距离为两点间的欧式距离。

$$\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} > T_d \quad (7)$$

判断匹配点对间的欧式距离是否大于阈值  $T_d$ , 如果满足, 说明 2 个特征点是正确的匹配; 否则是错误的匹配, 将其舍去。

最后, 如果最终配对的特征点数目在一定的阈值 (5 个特征点对) 以上, 则判定该图像经过复制—粘贴篡改, 并且篡改位置位于配对的特征点位置; 否则, 判定该图像没有经过复制—粘贴篡改。

## 4 实验分析

为了验证本文算法的有效性, 实验图像选自 CASIA V2.0 图像数据库<sup>[14]</sup>, 该数据库包含 2 个图像集, 真实图像集与复制—粘贴篡改图像集。实验创建测试图像库集 1: 篡改图像 100 张, 真实图像 100 张。由于 CASIA 数据库中的篡改图像经历的具体后期处理操作未知, 为了更充分地评估算法的顽健性, 本文创建测试图像库集 2: 从 CASIA 数据库选取真实图像 108 张, 分辨率从  $240 \times 160$  到  $900 \times 600$  不等, 并随机选择其中 54 张分别进行不同后期处理方式的复制粘贴篡改, 建立测试图像库。使用图像处理操作软件 Photoshop CS3 进行篡改, 具体篡改操作有以下几种。1) 缩放, 缩放因子=0.6, 0.9, 1.2; 2) 旋转, 旋转角度=10°, 20°, 30°, 40°, 50°; 3) 亮度变化, 亮度调整量=-20, -40, -60, +20, +40, +60; 4) 高斯模糊, 模糊半径  $\sigma=0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0$ ; 5) 加性高斯白噪声,  $SNR=20 \text{ dB}, 30 \text{ dB}, 40 \text{ dB}, 50 \text{ dB}$ ; 6) JPEG 压缩, 压缩因子  $Q=20,$

40, 60, 80。这样测试图像库集 2 共有  $54 \times 28 = 1512$  张篡改图像。实验所用计算机配置为 Intel Core i5-3470 CPU 3.20 GHz, 4 GB 内存, Windows 7 系统, 利用 MatlabR2012b 和 OpenCV2.4.9+VS2010 编程实现算法。

本文使用准确率 (*precision*) 和召回率 (*recall*) 评估算法的性能。

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

其中,  $TP$  表示被正确检测为篡改图像的篡改图像数目,  $FP$  表示被检测为篡改图像的真实图像数目,  $FN$  表示未检测出的篡改图像数目。

实验一共设置了 2 个阈值, 匹配阈值  $T$ 、空间距离  $T_d$ 。匹配阈值  $T$  通常设置 0.5 或 0.6, 本文设置  $T=0.6$ 。空间距离  $T_d$  太小会使算法误匹配点增多,  $T_d$  太大则会丢失正确的匹配点。本文根据大量实验经验设置  $T_d=20$ 。

由于本文算法使用 Harris-affine 检测算子检测特征点位置, 使最终提取的特征向量具备尺度不变性、仿射不变性, 同时, LIOP 特征描述采用区域划分和基于局部强度序的信息编码方法使算法能够抵抗旋转变换、均匀亮度变化。图 3~图 9 为图像库中一组经过不同篡改操作的篡改图像的检测结果, 图中连线标记表示复制—粘贴篡改位置。从图中可以看出, 即使篡改区域经过几何变换、光学变换以及后期处理操作, 本文算法仍可以有效识别和定位篡改位置。实验将本文算法与文献[6]算法和文献[8]算法进行了比较。在测试图像库集 2 下, 分别对同一种篡改操作下不同程度的篡改进行了检测, 并计算算法的准确率、召回率, 然后取平均值作为该种篡改操作下算法的准确率、召回率。表 1、表 2 分别为 3 种算法在缩放、旋转、亮度调整、高斯模糊、加性高斯白噪声、JPEG 压缩操作上的准确率和召回率。从表 1 中可以看出, 本文算法在各种篡改处理操作上检测的准确率都有明显提高, 均在 96% 以上, 尤其在亮度变化、高斯模糊操作上表现最佳。从表 2 可以看出本文算法亮度变化、高斯模糊操作的召回率有所下降, 说明有漏检的篡改图像, 但仍然比文献[6]算法和文献[8]算法的召回率高, 同时, 在其他处理操作上检测性能都有一定程度的提高。在测试图像库集 1 下, 对 200 张图像进

行了检测，检测结果如表 3 所示。从表 3 中可以看出，本文算法由于在特征提取步骤中，区域划分的子区域数目和像素点领域的采样点数目较多，使特征维数较高，算法的运行时间比文献[8]算法长，但

本文算法的检测性能最好，准确率与召回率均达到 90%以上。文献[6]算法虽然特征维数少，但由于其是一种基于图像重叠分块的检测方法，仍然造成运行时间较长。

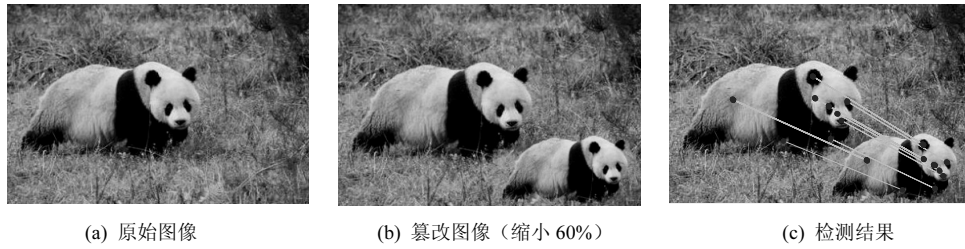


图 3 算法对缩放变换操作的检测结果



图 4 算法对旋转变换操作的检测结果



图 5 算法对缩放与旋转变换结合操作的检测结果



图 6 算法对亮度调整操作的检测结果



图 7 算法对高斯模糊操作的检测结果

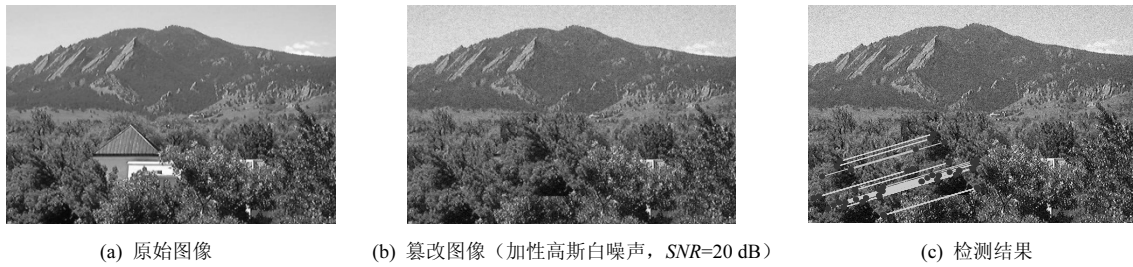


图 8 算法对添加噪声操作的检测结果

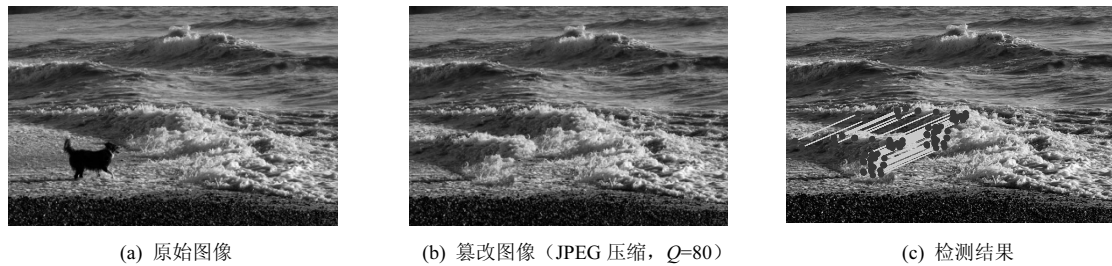


图 9 算法对 JPEG 压缩操作的检测结果

表 1 不同篡改操作下算法检测的准确率

算法	缩放	旋转	亮度调整	高斯模糊	加性高斯白噪声	JPEG 压缩
文献[6]算法	77.78%	92.48%	60.78%	85.62%	85.77%	75.24%
文献[8]算法	92.37%	90.74%	72.45%	67.75%	92.22%	94.19%
本文算法	96.10%	96.27%	100%	100%	96.68%	98.61%

表 2 不同篡改操作下算法检测的召回率

算法	缩放	旋转	亮度调整	高斯模糊	加性高斯白噪声	JPEG 压缩
文献[6]算法	50.47%	90.65%	49.06%	69.05%	70.60%	88.69%
文献[8]算法	80.97%	90.22%	54.39%	30.86%	82.86%	87.53%
本文算法	91.36%	95.59%	78.14%	75.67%	84.12%	94.44%

表 3 算法的特征维数、检测性能、运行时间对比

算法	特征维数	准确率	召回率	运行时间/s
文献[6]算法	12	76.84%	82.80%	8.77
文献[8]算法	128	87.97%	76.50%	3.39
本文算法	144	97.56%	91.27%	5.48

## 5 结束语

本文提出了一种采用局部强度顺序模式的图像复制—粘贴篡改检测方法，通过提取 LIOP 特征描述子作为特征向量，并计算特征向量间的夹角余弦值作为相似性度量，寻找匹配的特征点对，最后根据匹配的特征点对的空间距离移除误匹配点。实验结果表明，本文算法能够有效检测并定位篡改位置，而且具有良好的顽健性，能够抵抗缩放、旋转、亮度变化以及高斯模糊、加性高斯白噪声、JPEG 压缩等常见的后期处理操作。本文

算法也存在不足之处，特征向量的维数较高使算法运行时间较长，同时，提取的特征点数目较少时会影响到算法检测的精度，这也将是以后工作研究的重点。

### 参考文献:

- [1] 周琳娜, 王东明. 数字图像取证技术[M]. 北京:北京邮电大学出版社, 2008: 1-2.  
ZHOU L N, WANG D M. Digital image forensics [M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2008: 1-2.
- [2] BAYRAM S, SENCAR H T, MEMON N. A survey of copy-move forgery detection techniques[C]//IEEE Western New York Image Proc-

essing Workshop. Rochester, NY, USA: IEEE, 2008.

- [3] CHRISTLEIN V, RIESS C, JORDAN J, et al. An evaluation of popular copy-move forgery detection approaches [J]. IEEE Transactions & Information Forensics and Security, 2012, 7(6): 1841-1854.
- [4] FRIDRICH A J, SOUKAL B D, LUKAS J. Detection of copy-move forgery in digital images[C]//Digital Forensic Research Workshop, 2003.
- [5] KANG X B, WEI S M. Identifying tampered regions using singular value decomposition in digital image forensics[C]//International Conference on Computer Science and Software Engineering. New York, USA: IEEE, 2008: 926-930.
- [6] RYU S J, LEE M J, LEE H K. Detection of copy-rotate-move forgery using Zernike moments[C]//Information Hiding. New York, USA: Springer, 2010: 51-65.
- [7] MUHAMMAD G, HUSSAIN M, KHAWAJI K, et al. Blind copy move image forgery detection using dyadic undecimated wavelet transform[C]//International Conference on Digital Signal Processing (DSP). New York, USA: IEEE, 2011: 1-6.
- [8] AMERINI I, BALLAN L, CALDELLI R, et al. A SIFT-based forensic method for copy-move attack detection and transformation recovery[J]. IEEE Transactions on Information forensics & Security, 2011, 6(3): 1099-1109.
- [9] WANG Z H, FAN B, WANG G, et al, Exploring local and overall ordinal information for robust feature description [J].IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60: 91-110.
- [11] TOLA E, LEPETIT V, FUA P. Daisy: an efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 32(5):815-830.
- [12] GUPTA R, PATIL H, MITTAL A. Robust order-based methods for feature description[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. 2010: 334-341.
- [13] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Scale & affine invariant interest point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.
- [14] CASIA V2.0. CASIA V2.0 tampered image detection evaluation

(TIDE) database, v2.0 (2011)[EB/OL].<http://forensics.idealtest.org>.

#### 作者简介:



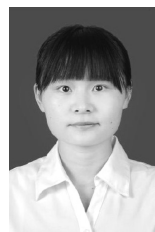
**林晶** (1992-), 女, 福建莆田人, 福建师范大学硕士生, 主要研究方向为信息安全、数字图像取证。



**黄添强** (1971-), 男, 福建仙游人, 福建师范大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为信息安全、数据挖掘、多媒体取证、机器学习。



**林玲鹏** (1990-), 男, 福建仙游人, 福建师范大学硕士生, 主要研究方向为目标跟踪。



**李小琛** (1988-), 女, 湖北武汉人, 福建师范大学硕士生, 主要研究方向为数字多媒体取证。