

文章编号: 2095-2163(2020)12-0012-04

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

# 基于 MB-LBP 和 SIFT 特征匹配的图像复制粘贴检测

韩丽娜, 梁建娟, 刘洪, 刘本永  
(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 复制粘贴篡改是最常见的图像篡改方式之一,常用检测算法中,SIFT算法是基于点特征的检测方法,对小的篡改区域检测性能较差。针对这一问题,本文探讨通过增加 MB-LBP 纹理特征提取更多的特征匹配对和提升检测定位能力的算法。实验结果表明,小区域的篡改检测定位是可行的。

**关键词:** 复制粘贴篡改; SIFT 算法; MB-LBP 纹理特征; 篡改检测定位

## Image Copy-move Detection Based on MB-LBP and SIFT Feature Matching

HAN Lina, LIANG Jianjuan, LIU Hong, LIU Benyong

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**[Abstract]** Copy-move tampering is one of the most commonly used methods of digital image tampering. Among the most related detection methods, the algorithm using SIFT features is usually point-based, and thus it has poor performance when the tampered area is small. To tackle the problem, in this paper we propose to add MB-LBP texture features to obtain more matching pairs and to improve the detection and location capability. The experimental results show that the proposed method is feasible for small area tamper detection and localization.

**[Key words]** Copy-move tampering; SIFT algorithm; MB-LBP texture feature; Tamper detection and localization

### 0 引言

随着高分辨率数码设备的普及以及图像编辑软件的发展,对数字图像的可信性构成了很大的威胁。图像篡改检测分为主动检测和被动检测。由于大多数图像事先都做不到嵌入先验信息,如数字水印和数字签名,这就限制了主动检测在实际的图像检测中的应用<sup>[1]</sup>。被动检测不需要向图像中添加任何信息,只需要分析图像的内容和统计特性,便可以判断图像是否被篡改<sup>[2]</sup>,因此现在研究人员主要倾向于被动检测技术。

近年来提出的被动检测方法大致可以分为基于块的检测方法和基于点的检测方法。基于块的检测方法,常见的有离散余弦变换、离散小波变换、主成分分析、奇异值分解、脊波变换和其他技术。其优点是精确度更高,但代价是复杂度更高,且存在尺度变换、旋转和噪声等鲁棒性欠佳等缺点。为了克服这些问题,提出了另一种基于点的检测方法。其中尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法对缩放、旋转等尺度特征具有不变性的特

点<sup>[3]</sup>,其效率都得到了不断改进并部分地应用于图像篡改检测<sup>[4]</sup>。

本文在原有的 SIFT 特征中增加了 MB-LBP (Multi-scale Block Local Binary Pattern) 纹理特征,解决了 SIFT 算法对于小区域的复制粘贴篡改图像检测性能差以及无法定位的问题,但是只针对纹理较强的篡改图像。

### 1 纹理特征提取

局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)是当前具有代表性的局部纹理特征提取法<sup>[5]</sup>,具有原理简单,高精度的特征识别能力、较低的计算复杂度以及光照不变性等特点,一直被广泛应用于图像处理的各个领域<sup>[6]</sup>。

#### 1.1 LBP 特征

LBP 特征是用中心像素的灰度值对邻域进行阈值处理得到的<sup>[7]</sup>。首先定义一个  $3 \times 3$  的矩形窗口,将周围 8 个相邻像素的灰度值与中心像素进行二值量化。算法如式(1):

**基金项目:** 国家自然科学基金(60862003); 贵州省基金(黔科合基础[2019]1063号); 贵州大学引进人才科研项目(贵大人基合同字(2017)13号、14号)。

**作者简介:** 韩丽娜(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别; 梁建娟(1985-),女,博士,副教授,主要研究方向:信号处理和文字识别; 刘洪(1975-),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向:信号处理和数字图像处理; 刘本永(1966-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:机器学习、图像处理、模式识别。

**通讯作者:** 刘本永 Email: byliu667200@163.com

**收稿日期:** 2020-11-23

$$LBP = \sum_{i=0}^7 S(p_i - p_0)2^i, S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $p_c$  为中心像素的灰度值,  $p_i, i \in [0, 7]$  为领域内像素值, 算例如图 1 所示, 其中  $p_c = 110$ 。篡改图及 LBP 滤波图如图 2 所示。

48	55	108	0	0	0	二进制 00010011 LBP: 19
210	110	126	1		1	
186	76	98	1	0	0	

图 1 LBP 特征提取算法

Fig. 1 LBP feature extraction algorithm



图 2 图像 car 及其 LBP 特征图

Fig. 2 Image car and its LBP feature map

## 1.2 MB-LBP 特征

由于 LBP 空间支持面积小, 且其在两个单像素值之间进行的逐位比较受噪声的影响很大, 故 Liao 等人在 LBP 的基础上提出了 MB-LBP, 计算基于块子区域的平均值, 而不是单个像素<sup>[5]</sup>。每个子区域是包含相邻像素的正方形块。滤波器的大小  $s, s \times s$  表示 MB-LBP 算子的规模。

以图 2 中 car 图像为原图, 分别做  $9 \times 9$  和  $15 \times 15$  的 MB-LBP 滤波, 结果如图 3 所示。实验表明参数  $s$  产生的影响, 小尺度滤波可以展现图像的局部细节, 而大尺度滤波降低了噪声, 更加稳健。即大尺度信息为小尺度细节提供了补充信息, 但许多有识别力的信息也被丢弃了。为了获得更好的性能, 应该根据不同情况仔细选择参数  $s$ 。

## 2 SIFT 特征提取

SIFT 特征作为提取和描述图像局部特性最有效特征之一, 已被证明对噪声失真和几何变换具有出色的鲁棒性<sup>[8]</sup>, 其提取步骤如下:

首先, 将尺度空间极值点作为候选关键点。利用高斯核函数的差分来识别具有尺度不变性的潜在兴趣点, 式(2):

$$D(x, y, z) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma), \quad (2)$$

$$L(x, y, z) = I(x, y) \otimes G(x, y, \sigma).$$

其中,  $k$  是预先设定常数;  $G(x, y, \sigma)$  是高斯核;  $L(x, y, \sigma)$  是高斯模糊图像。



图 3 图像 car 的  $9 \times 9$  和  $15 \times 15$  MB-LBP 特征图

Fig. 3 The  $9 \times 9$  and  $15 \times 15$  MB-LBP feature maps of image car

其次, 根据对比度阈值和边缘阈值进一步细化候选关键点, 其作用是剔除不稳定极值点。通常在尺度空间上的每个点  $x$  的对比度值, 式(3):

$$D(\hat{x}) = D + \frac{1}{2} \left( \frac{\partial D}{\partial x} \right)^T \hat{x}. \quad (3)$$

其中,  $\hat{x}$  是连续空间中  $x$  的精细位置。另外, 计算主曲率值, 式(4):

$$R = \frac{\text{Tr}(H)^2}{\text{Det}(H)} = \frac{(\alpha + \beta)^2}{\alpha\beta}. \quad (4)$$

其中,

$$H = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 D}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 D}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 D}{\partial y^2} \end{pmatrix}, \quad \text{Tr}(H) = D_{xx} + D_{yy} = \alpha + \beta$$

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

任何对比度值(主曲率值)小于(大于)预设阈值的极值被拒绝作为 SIFT 关键点。对每个幸存的关键点分配一个主方向, 以实现旋转不变性:

$$\theta(x, y, \sigma) = \tan^{-1}(dy/dx). \quad (5)$$

最后, 对以 SIFT 关键点为中心的局部区域中的周围信息进行编码来计算 128 维描述符。

## 3 应用于复制粘贴检测

由于原始 SIFT 算法提取的特征点较少, 故在图像复制粘贴篡改检测中无法定位那些较小的区域。因此, 本文结合了图像的 MB-LBP 纹理的特征, 用于增加匹配对数, 也能定位较小的复制粘贴篡改区域, 本算法的具体过程如图 4 所示。

图像预处理: 由于 SIFT 算法和 MB-LBP 算法都是在灰度图像上计算的, 故图像灰度化。

提取特征: (1) 提取 SIFT 特征; (2) 首先  $9 \times 9$  MB-LBP 滤波, 再提取 SIFT 特征。

分类器融合: 将提取的两种特征拼接在一起。

特征匹配: 令向量  $d = \{d_1, d_2, \dots, d_{n-1}\}$  递增的

顺序记录关键点  $k$  与其余  $n - 1$  个关键点之间的欧氏距离, 即  $d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_{n-1}$ 。当且仅当  $d_1/d_2 \leq$

$t (t \in [0, 1])$ , 本次实验设置为 0.5 时, 关键点  $k$  与其它  $n - 1$  个关键点中的一个匹配。

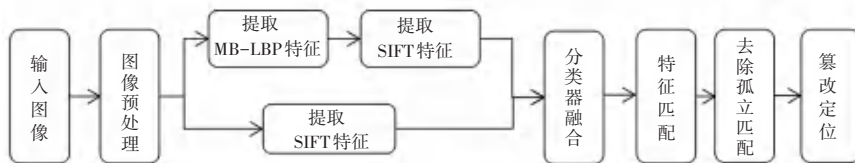


图 4 基于 MB-LBP 和 SIFT 特征匹配的复制粘贴检测

Fig. 4 Copy-move detection based on MB-LBP and SIFT feature matching

去除孤立匹配: 用随机一致性 RANSAC 算法去除孤立的匹配对。

篡改定位: 将匹配成功的特征点的在图像中用像素值 255 代替原来像素值, 将其余像素点设置为 0, 为了使标记出来的像素值连成肉眼可见的区域, 进行形态学操作, 这样就可以得到一个篡改区域为白色区域, 其余部分为黑色区域的二进制图像。当且仅当二进制图像中的所有元素为 0 时, 图像才被认为是真实的; 否则, 就会被认为被篡改。

#### 4 实验结果及分析

本次实验一共采用了 6 组图像。由于本算法增加的是纹理信息, 故选取的都是纹理较强的图像, 为

了验证本算法的有效性, 增加了对比实验。

##### 4.1 篡改图像匹配对数对比实验

表 1 是六幅复制粘贴篡改图像针对不同算法的匹配对数及其成功率, 依次比较了通过原始 SIFT 算法、LBP+SIFT 算法、CLBP (Circular LBP)+SIFT 算法以及本文的 MB-LBP+SIFT 算法得到的匹配对数。从表中 1 可以看出增加了纹理特征后, 匹配对数明显增多, 从少到多的排序为 SIFT 算法 < LBP+SIFT 算法 < CLBP+SIFT 算法 < MB-LBP+SIFT 算法, 且匹配对数基本上是原始 SIFT 算法的两倍, 虽然增加了纹理特征后会增加一些错误匹配对, 但是在后续的伪造定位中, 这些孤立的匹配对会被剔除。

表 1 针对篡改图像使用不同特征提取算法的匹配对及正确率

Tab. 1 Matching pairs and accuracy of different feature extraction algorithms for tampered images

篡改图片	SIFT		LBP+SIFT		CLBP+SIFT		MB-LBP+SIFT	
	匹配对	正确率	匹配对	正确率	匹配对	正确率	匹配对	正确率
dog	98	100%	156	100%	186	100%	192	100%
zebra	63	100%	117	100%	145(1)	99.31%	169(1)	99.41%
tiger	43	100%	73	100%	96	100%	100(1)	99%
car	37(1)	97.3%	66(1)	98.48%	89(2)	97.75%	94(1)	98.94%
machine	30(4)	86.67%	36(4)	88.89%	47(4)	91.49%	56(4)	92.86%
tree	9(1)	88.89%	11(1)	88.89%	16(2)	87.5%	26(1)	96.15%

##### 4.2 篡改区域较小的定位对比实验

当复制粘贴篡改区域较小时, 原始 SIFT 算法由于匹配对数较少, 无法对伪造区域进行定位, 而增加 MB-LBP 纹理特征后, 匹配的对数明显增多, 可以对伪造区域进行定位, 以上组实验中的前三幅图像为例, 其中的篡改区域都大大缩小了, 具体结果如图 5。

#### 5 结束语

复制粘贴篡改是图像篡改中最常用的篡改手段, 针对这种篡改手段的检测技术一直都是热门研究课题, 使用传统 SIFT 算法的检测技术, 存在匹配

对少的问题。为此, 本文在原始的 SIFT 特征中增加了 MB-LBP 纹理特征, 将其放在同一个分类器里, 使用距离算法将相似特征点进行匹配, 再使用 RANSAC 算法去除孤立的匹配对, 最后对匹配成功的特征点用形态学操作将其连成闭合的区域。为了在视觉效果上更好的区分图像是否被篡改, 将篡改区域用“1”表示, 未篡改用“0”表示。本文算法由于增加了 MB-LBP 特征, 大大提高了匹配对数, 对于原始 SIFT 算法检测不出来的小的区域的篡改图像, 可以检测出来并成功定位, 但是此算法只针对纹理特征较强的篡改图像。

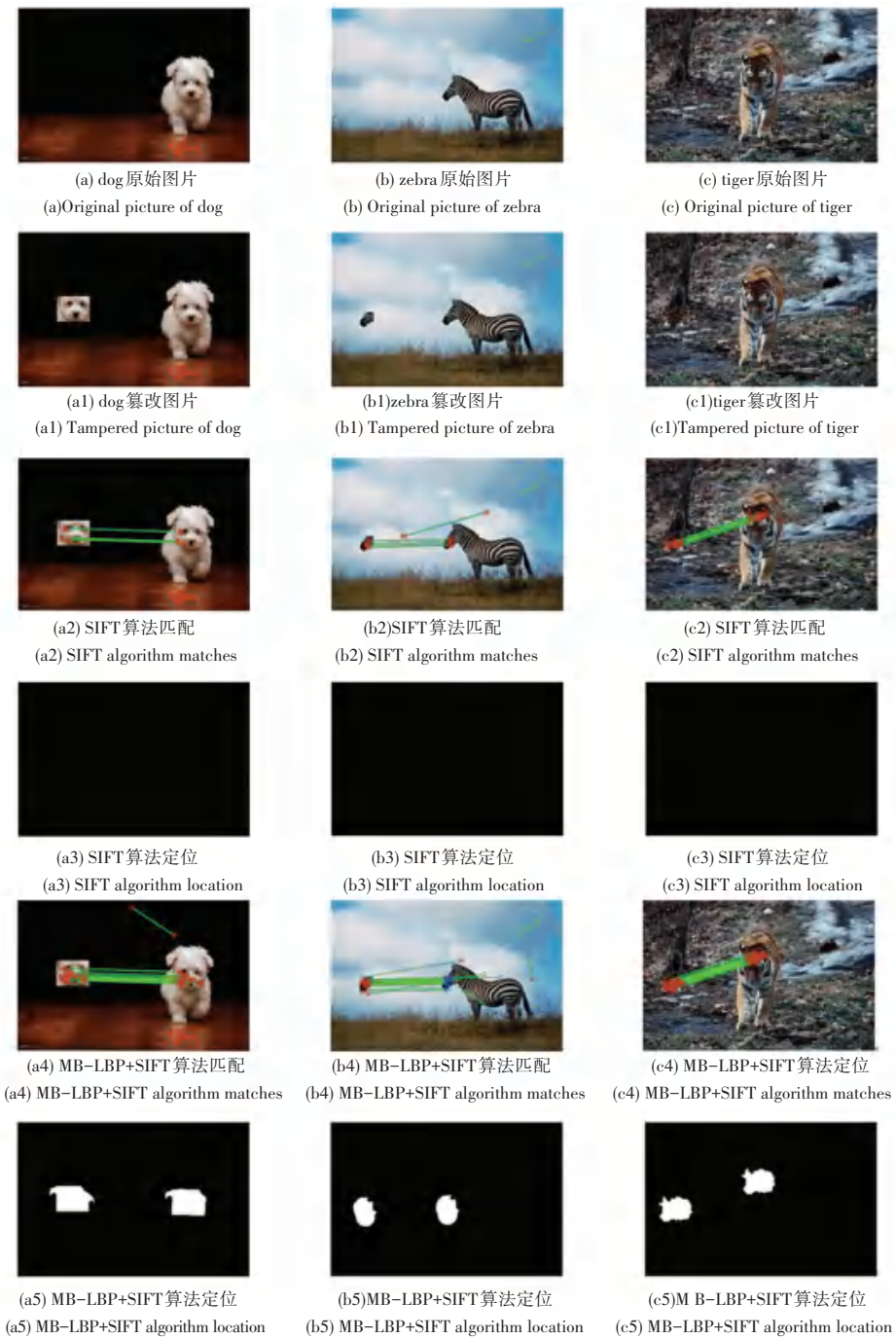


图 5 针对不同算法的篡改定位结果图

Fig. 5 Shows the tamper localization results for different algorithms

参考文献

[1] 刘晓霞, 李峰, 熊兵. 基于韦伯局部特征得图像拼接检测[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(12): 140-143.

[2] 王兴元, 张继明. 一种基于混沌映射和汉明码的数字图像篡改检测及修复算法[J]. 物理学报, 2014(2): 69-79.

[3] LOWE D G. Distinctive image features from scale - invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[4] LI Yuanman, ZHOU Jiantao. Fast and Effective Image Copy - Move Forgery Detection via Hierarchical Feature Point Matching [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2019, 14(5): 1307-1322.

[5] LIAO Shengcai, ZHU Xiangxin, LEI Zhen, et al. Learning Multi-scale Block Local Binary Patterns for Face Recognition [C] // Proceedings of the 2007 international conference on Advances in Biometrics, 2007: 828-837.

[6] OIALA T, PIETIKAINEN M, and HARWOOD D. Performance evaluation of texture measures with classification based on kullback discrimination of distributions [C] // Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, 1994: 582-585.

[7] 聂林红. 基于鲁棒局部二值模式的纹理图像分类算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2016.

[8] 贺佩, 李峰, 熊兵. 基于不变矩特征的图像区域复制粘贴篡改检测[J]. 计算机工程与应用, 2012(16): 198-201.