

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201911010



利用改进的超像素分割和噪声估计的 图像拼接篡改定位方法

李思纤, 魏为民, 楚雪玲, 华秀茹, 栗风永

(上海电力大学 计算机科学与技术学院, 上海 200090)

摘要: 通过检测图像局部噪声水平的不一致性,提出一种图像拼接篡改区域的定位方法.首先,用改进的简单线性迭代聚类(SLIC)超像素分割算法将待检测图像分割成具有相似特征的像素块;然后,采用基于主成分分析的噪声水平估计方法计算每个图像块的局部噪声水平;最后,利用 3 种聚类算法对估算的噪声水平进行聚类,根据聚类结果定位出被篡改的区域.实验结果表明:文中方法不仅能有效定位被篡改的区域,而且能保留检测区域更多的边缘信息.

关键词: 数字图像; 拼接篡改定位; 噪声估计; 超像素分割算法; 聚类; 图像取证

中图分类号: TP 391.0 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2020)02-0237-07

Image Splicing Tampered Localization Method Using Improved Supervoxel Segmentation and Noise Estimation

LI Siqian, WEI Weimin, CHU Xueling,
HUA Xiuru, LI Fengyong

(College of Computer Science and Technology, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: By detecting the inconsistency of the local noise level of the image, this paper proposes a method to locate the image splicing tampered region. Firstly, the improved simple linear iterative clustering (SLIC) supervoxel segmentation algorithm is used to segment the detection image into pixel blocks with similar features. Secondly, the noise level estimation based on principal component analysis is used to calculate the local noise level of each image block. Finally, three clustering algorithms are used to cluster the estimated noise level results. The tampered region of the image is located according to the clustering results. The experimental results show that the method in this paper can effectively locate the tampered region and retain more edge information of the detection region.

Keywords: digital image; splicing tampered localization; noise estimation; supervoxel segmentation algorithm; clustering; image forensics

在当今社会,数字图像已成为重要的信息来源.报纸新闻中的图片、法庭上的监控记录、医院里的核磁共振图像等是数字图像在各领域的应用.然而,数字图像操作的简易性使图像的真实性存疑,逼真的技术使图片难辨真假.因此,数字图像取证技术应运而生.数字图像取证技术分为主动取证技术和被动取证技术^[1-4].相较于被动取证技术,主动取证技术必须事先进行信息的嵌入,具有一定的局限性^[5-9].

收稿日期: 2019-11-05

通信作者: 魏为民(1970-),男,副教授,博士,主要从事工业控制信息安全、图像处理、数字取证与信息隐藏的研究.
E-mail: wwm@shiep.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61602295);上海市自然科学基金资助项目(16ZR1413100)

拼接篡改是当前主流的图像篡改手段之一^[10],在对拼接篡改图像进行篡改区域定位时,往往需要根据图像原有的许多特征来暴露拼接图像的局部不一致性.图像噪声就是其中非常重要的特征之一.由于不同的图像具有不同的噪声水平,局部噪声的不一致性成为检测图像拼接篡改的有力证据^[10].

目前,图像噪声已经广泛应用于数字图像取证,国内外的学者在利用噪声进行图像拼接篡改的检测和定位方面开展了相关研究^[11-19].然而,这些研究在噪声差异较小时都存在定位不精确和图像边缘信息保留较少的问题.基于此,本文提出一种利用改进的超像素分割和噪声估计的图像拼接篡改定位方法.

1 图像拼接篡改定位方法

1.1 算法框架

对于待检测图像,首先,使用改进的简单线性迭代聚类(SLIC)超像素分割算法进行图像分割;然后,使用基于主成分分析(PCA)方法计算局部图像块的噪声水平;最后,通过聚类算法将噪声水平相似的图像块进行聚类,并确定篡改区域.算法框架图,如图 1 所示.

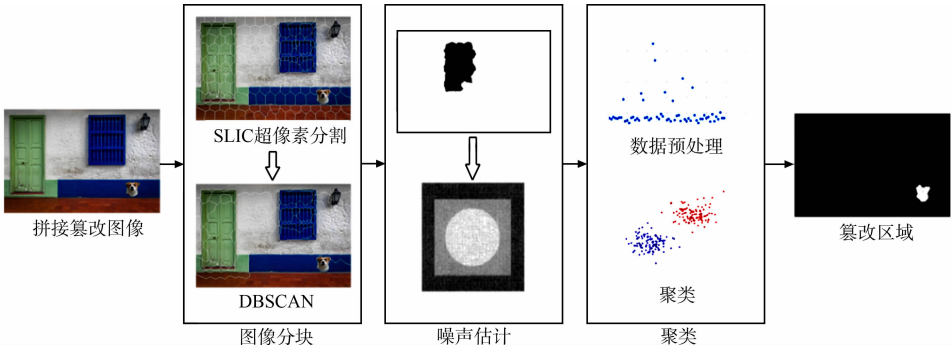


图 1 算法框架图

Fig. 1 Algorithm framework

1.2 基于 DBSCAN 的 SLIC 超像素分割算法

为了定位篡改区域,将测试图像分割成 I 个图像块,用于局部的噪声水平估计.传统的图像篡改区域定位方案是将图像分为一个个重叠块或非重叠块,对每一小块进行特征统计,然后,根据特征的差异对篡改区域进行定位.然而,这种方法即使采用较好的噪声估计算法,也难以得到比较准确的边缘信息.

文献[14,17]提出一种两阶段由粗到细的分块策略,先将图像分为 $64\text{ px}\times 64\text{ px}$ 的图像块,进行第一次噪声估计结果分类;根据分类结果,再将图像分为 $32\text{ px}\times 32\text{ px}$ 的图像块;最后,根据噪声估计结果进行最终的定位.这个策略可在一定程度上改善定位区域不精确的情况,但仍然无法绘制出篡改区域的边缘.因此,使用基于密度聚类(DBSCAN)的 SLIC 超像素分割算法对图像进行分块,相较于 SLIC 算法,可较好地保留图像的边缘信息.

基于 DBSCAN 的 SLIC 超像素分割算法有以下 7 个步骤.

- 步骤 1 设定初始种子点.设定 J 个种子点,这些种子点在图像内均匀地分布.
- 步骤 2 调整种子的位置.在种子的 $z\times z$ 邻域内,将超像素中心移动到梯度最小点.
- 步骤 3 分配标签.如果每个超像素中心 $2z\times 2z$ 邻域内的点到超像素中心的距离小于它原来属于的超像素中心的距离,则它属于这个超像素中心.
- 步骤 4 度量距离.对搜索到的每个像素点,计算其与该种子点的颜色距离及空间距离.由于每个像素点可能会被多个种子点搜索到,因此,取颜色距离和空间距离最小值对应的种子点为该像素点的聚类中心.
- 步骤 5 迭代优化.
- 步骤 6 计算各超像素颜色中心与其邻域像素中心的距离.
- 步骤 7 使用 DBSCAN 算法,将超像素块进行聚类,完成最终分割.

基于 DBSCAN 的 SLIC 超像素分割算法具有以下 2 个优点.

- 1) 通过 DBSCAN 算法将图中关联性较大的块进行合并,使原本较小且被割裂的块合并在一起,加

强图像块之间的联系,可以更精确地定位篡改区域.

2) 一般情况下,为得到详细的贴合边缘的图像块,分割的块数越多越好,从而导致分割出来的图像块较小. 在噪声估算时,较小的图像块无法提供准确的噪声估计结果. 该算法可以弥补以上缺点,既可分割足够多的图像块,也不用担心得到的图像块较小.

1.3 基于 PCA 的噪声估计算法

数字图像会引入噪声,通常噪声在整个图像上是均匀分布的. 然而,图像拼接篡改往往会引入不同噪声水平的图像,根据噪声水平的不一致性即可检测出图像是否被篡改.

通过基于 PCA 的噪声估计算法^[20]对分割后的图像块进行局部噪声水平估计,该算法是目前比较出色的噪声估计算法之一,它几乎不受图像纹理的影响,且估算准确性较高.

目前,使用最为广泛的噪声模型是加性高斯白噪声模型,即

$$y=x+n. \tag{1}$$

式(1)中: y 为噪声图像; x 为原始图像; n 是具有方差为 σ^2 的零均值高斯白噪声.

首先,假设 x 是尺寸为 $S_1 \times S_2$ 的原始无噪声图像,其中, S_1 为列数, S_2 为行数. $y=x+n$ 是由与信号无关的加性高斯白噪声生成的图像,每个 x, n, y 中都包含 $N=(S_1-M_1+1) \times (S_2-M_2+1)$ 个大小为 $M_1 \times M_2$ 的块, M_1, M_2 皆为像素长度,图像块左上角位置取自集合 $\{1, \dots, S_1-M_1+1\} \times \{1, \dots, S_2-M_2+1\}$, 这些块可以被重新排列成具有 $M=M_1 \times M_2$ 个元素的向量,子图像块 $x_i, n_i, y_i (i=1, \dots, N)$ 被分别视为随机向量 \mathbf{X}, \mathbf{N} 和 \mathbf{Y} 的实现^[20]. 由于 n 是与信号无关的零均值高斯白噪声,故 $\mathbf{N} \sim N_M(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ 且 $\text{cov}(\mathbf{X}, \mathbf{N})=0, \mathbf{I}$ 为单位矩阵.

假设 $\mathbf{S}_X, \mathbf{S}_Y$ 是 \mathbf{X}, \mathbf{Y} 的协方差矩阵, $\tilde{\lambda}_{X,1} \geq \tilde{\lambda}_{X,2} \geq \dots \geq \tilde{\lambda}_{X,M}$ 是 \mathbf{S}_X 的特征值,其对应的归一化特征向量为 $\tilde{\mathbf{V}}_{X,1}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_{X,M}; \tilde{\lambda}_{Y,1} \geq \tilde{\lambda}_{Y,2} \geq \dots \geq \tilde{\lambda}_{Y,M}$ 是 \mathbf{S}_Y 的特征值,其对应的归一化特征向量为 $\tilde{\mathbf{V}}_{Y,1}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_{Y,M}$. $\tilde{\mathbf{V}}_{Y,1}^T \mathbf{Y}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_{Y,M}^T \mathbf{Y}$ 为 \mathbf{Y} 的样本主成分,它满足 $s^2(\tilde{\mathbf{V}}_{Y,k}^T \mathbf{Y}) = \tilde{\lambda}_{Y,k}, k=1, 2, \dots, M, s^2$ 为样本方差.

定义一类无噪声的图像,并满足以下假设: m 是预定义的正整数,无噪声图像 x 中的信息是冗余的,因为所有的 x_i 都位于子空间 $V_{M-m} \subset \mathbf{R}^M$ 中,其维数 $M-m$ 小于 M .

如果满足假设,则期望 $E(|\tilde{\lambda}_{Y,i} - \sigma^2|)$ 的上限渐进为 σ^2 / \sqrt{N} , 即

$$E(|\tilde{\lambda}_{Y,i} - \sigma^2|) = O(\sigma^2 / \sqrt{N}), \quad N \rightarrow \infty. \tag{2}$$

式(2)中: $i=M-m+1, \dots, M; O$ 表示存在一个数,可使该式成立.

当作出的假设满足 $\lim_{N \rightarrow \infty} E(|\tilde{\lambda}_{Y,M} - \sigma^2|) = 0, \tilde{\lambda}_{Y,M}$ 收敛于 σ^2 , 噪声方差可以估计为 $\tilde{\lambda}_{Y,M}$. 由于均值收敛意味着概率收敛,因此, $\tilde{\lambda}_{Y,M}$ 是噪声方差的一致估计. 噪声水平估计算法有以下 4 个步骤.

- 步骤 1 将 y 分解为重叠的小块,其大小为 $4 \text{ px} \times 4 \text{ px}, 5 \text{ px} \times 5 \text{ px}$ 或 $6 \text{ px} \times 6 \text{ px}$.
- 步骤 2 计算 $\sigma_{\text{ub}}^2 = C_0 Q(p_0)$. σ_{ub}^2 为真实噪声方差的上限,真实的噪声方差不会更高,设 C_0 为 3.1, p_0 为 0.000 5, Q 为求分位数的函数^[20].
- 步骤 3 通过递归丢弃方差最大的块直到满足先前的假设,根据 $Y_p = \{y_i | s^2(y_i) \leq Q(p), i=1, \dots, N\}$ 选择图像块的子集, Y_p 为图像补丁的子集, $Q(p)$ 为 p 分位数.
- 步骤 4 估计当前的噪声水平. 迭代步骤 3 和步骤 4,直到收敛.

与现有的噪声水平估计方法相比,基于 PCA 的噪声水平估计方法在精度和速度方面都具有良好的表现,故以此为图像特征.

1.4 聚类

1.4.1 数据预处理 估算每个图像块的噪声水平后,通过对噪声数据的聚类可以得到篡改区域. 然而,在实验过程中,常常有一些异常的数值干扰聚类结果. 因此,需对估计得到的噪声数据进行一定的预处理操作. 处理后的数据更平滑,后续聚类操作的结果更准确. 文中采用对数函数转换的方式,对数据进行非线性归一化处理,即 $w = \log(u, 2)$. 其中, w 为处理后的噪声数据; u 为处理前的噪声数据.

1.4.2 聚类算法 聚类的目的是将具有相似噪声水平的图像块聚集在一起. 在拼接图像中,被篡改的区域往往较小,因此,认为聚类结果中数目较小的类所构成的区域是篡改区域. 运用 3 种聚类算法对噪

声估计结果进行聚类,以评估出效果最好的算法.

1) K -means 算法. K -means 算法将 a 个点划分到 b 个聚类中,其中,每个点都属于离它最近的均值(即聚类中心)对应的聚类,这些点可以是样本的一次观察或一个实例. 该算法的缺点在于其最开始是通过随机的方法选取数据集集中的 c 个点作为聚类中心.

2) K -means++ 算法. K -means++ 算法对 K -means 算法进行改进,其假设已经选取 d 个初始聚类中心($0 < d < K$),在选取第 $d+1$ 个聚类中心时,距离当前 d 个聚类中心越远的点会有更高的概率被选为第 $d+1$ 个聚类中心. 在选取第一个聚类中心($d=1$)时,同样采用随机的方法.

3) DBSCAN 算法. DBSCAN 给定空间里的一个点的集合,把附近的点分成一组,并标记出处于低密度区域的局外点. DBSCAN 能在具有噪声的空间数据库中发现任意形状的簇,将密度大的相邻区域连接,有效地处理异常数据.

2 结果与分析

2.1 实验数据

使用哥伦比亚大学彩色拼接图像库 DVMM^[21]进行测试实验. 数据集共有 363 幅图像,其中,183 幅图像是真实图像,180 幅是拼接图像. 图像来自不同数码相机拍摄的真实图像,图像为 TIFF 格式,尺寸范围为 757 px×568 px 至 1 152 px×768 px. 这些图像主要为室内场景,如办公桌、计算机、走廊等.

2.2 3 种聚类算法定位效果的比较

以图像 1~4 为例,对 3 种聚类算法进行测试. 3 种聚类算法定位效果的比较,如图 2 所示. 由图 2 可知: K -means++ 算法的定位效果最好, K -means 算法次之,DBSCAN 算法定位效果较差.

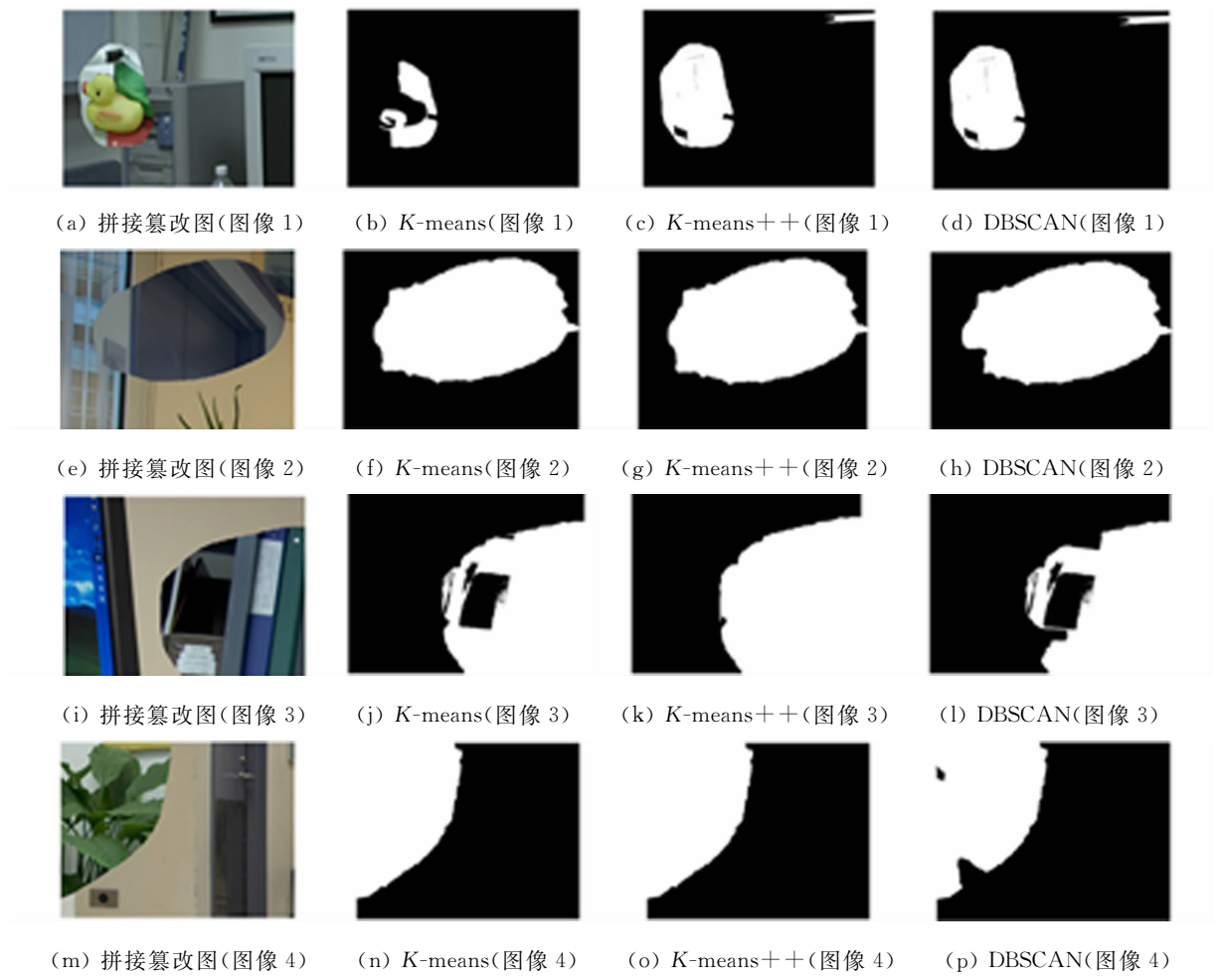


图 2 3 种聚类算法定位效果的比较

Fig. 2 Comparison of localization effects of three clustering algorithms

采用 2 个性能指标(真阳性率 R_{TP} 和假阳性率 R_{FP})评估这 3 种聚类算法, $R_{TP} = TP / (TP + FN) \times 100\%$, $R_{FP} = FP / (FP + TN) \times 100\%$. 上式中: FN 为假反例, 被判定为负样本, 但事实上是正样本; FP 为假正例, 被判定为正样本, 但事实上是负样本; TN 为真反例, 被判定为负样本, 事实上也是负样本; TP 为真正例, 被判定为正样本, 事实上也是正样本.

3 种聚类算法的性能指标对比, 如表 1 所示.

2.3 文中方法与现有方法定位效果的比较

以图像 5~9 为例, 对于采用文中方法(K -means++ 聚类算法)与现有方法(文献[16]方法、文献[17]方法)的定位效果进行比较, 如图 3 所示. 实验所用图像均来自图像库 DVMM, 或使用 Photoshop 在 Flickr. com 网站上拼接得到.

表 1 3 种聚类算法的性能指标对比

Tab. 1 Comparison of performance indicators of three clustering algorithms %

图像	指标	K -means	K -means++	DBSCAN
图像 1	R_{TP}	44.44	88.89	88.89
	R_{FP}	0	2.00	2.00
图像 2	R_{TP}	100.00	100.00	83.33
	R_{FP}	0	0	6.98
图像 3	R_{TP}	93.33	100.00	80.00
	R_{FP}	0	0	0
图像 4	R_{TP}	100.00	100.00	90.48
	R_{FP}	0	0	0

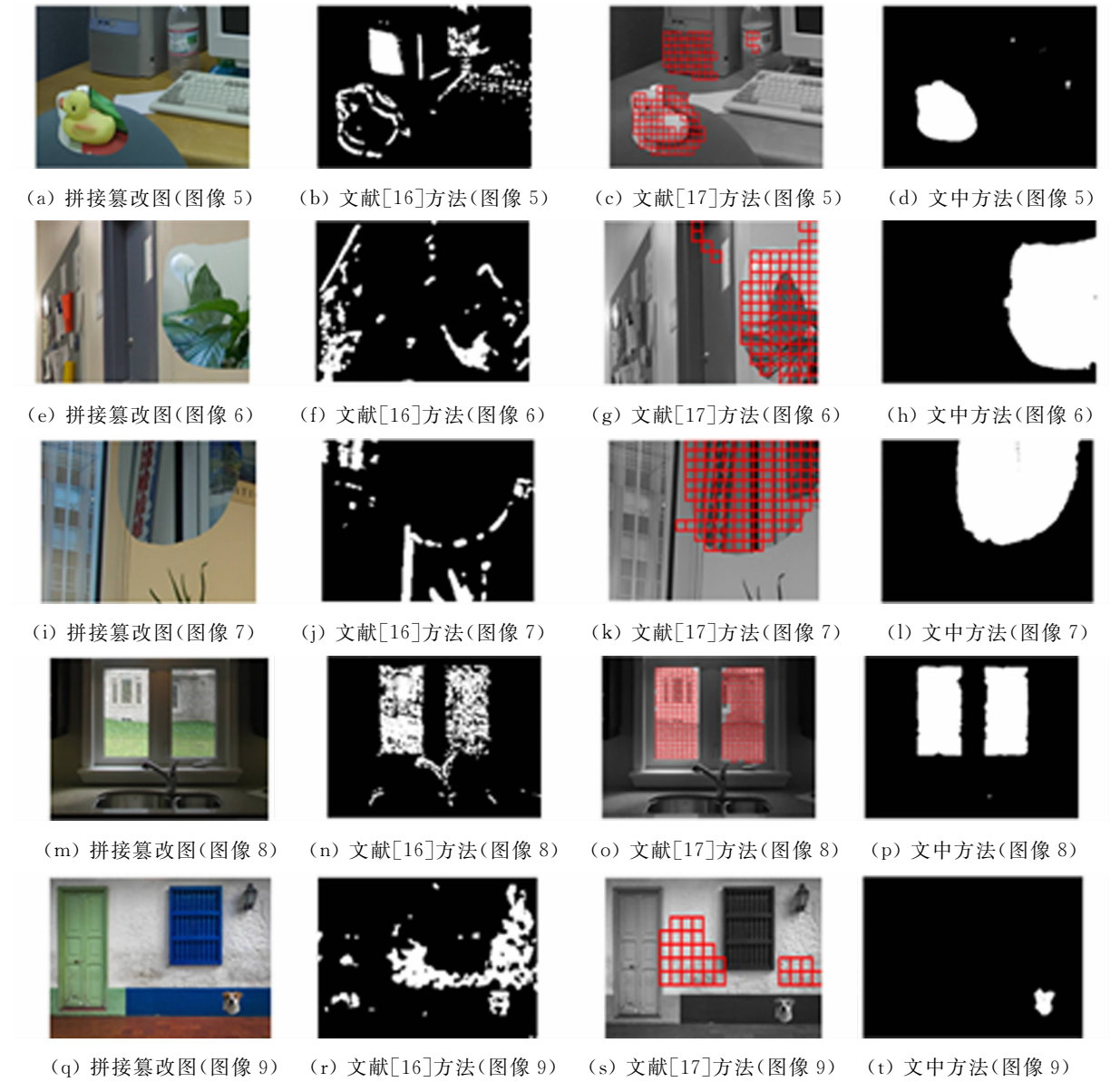


图 3 文中方法与现有方法定位效果的比较

Fig. 3 Comparison of localization effects of proposed method and existing methods

由图 3 可知: 文献[16]方法的定位效果较差, 由于图片的噪声差异较小, 只能定位出很小的区域; 文

献[17]方法的定位效果较好,但其无法给出较为准确的边缘信息,且存在一些误定位的情况.

不同方法的的性能指标对比,如表 2 所示.
由表 2 可知:文中方法的定位效果表现较好.

为了进一步研究文中方法的性能,对 DVMM 图像库中的所有图像进行定位实验. 实验得到文献[16]方法、文献[17]方法和文中方法的 R_{TP} 分别为 30.8%,88.6%,90.7%;文献[16]方法、文献[17]方法和文中方法的 R_{FP} 分别为 21.3%,15.7%,13.2%. 由此可知,文中方法的检测精度高于文献[16]方法和文献[17]方法.

3 种方法的接收者操作特征(ROC)曲线,如图 4 所示. 由图 4 可知:文中方法的表现较好.

综上所述,文中方法的定位更加准确,可以减少误定位. 对于一些噪声差异较小的图像,由于文中方法使用了较先进的噪声估计算法,其表现更为出色. 同时,文中方法定位出的篡改区域的边缘更加平滑,可得到更为精确的拼接篡改区域.

3 时间复杂度分析

使用 3.6 GHz 的 CPU 和 8 GB RAM 的计算机,通过运行时间评估文中方法的时间复杂度. 文中方法、文献[16]方法、文献[17]方法每幅图像的平均运行时间分别为 8.2,85.2,4.5 s.

由于文献[17]使用较为简易的图像分块算法,故其速度更快. 然而,在实际操作过程中,为了获得更好的定位效果,几秒的延迟完全可以接受. 因此,文中方法在实际操作中的性能较优.

4 结论

提出一种图像拼接篡改区域的定位方法. 利用拼接篡改区域与原始图像具有不同噪声水平的特点,对使用改进的 SLIC 超像素分割算法后的图像块进行局部噪声水平估计,根据噪声水平的不同,定位出拼接篡改区域. 对于局部噪声水平估计中可能出现异常数据的情况,采用非线性归一化的方法对数据进行预处理,使后面的区域定位工作进行得更加顺利. 在拼接篡改区域定位时,评估了较为常见的 3 种聚类算法(K -means, K -mean++,DBSCAN),其中, K -means++ 算法表现较好. 在对比实验中,文中方法的性能明显优于其他方法,且定位精度更高.

综上所述,文中方法能够较好地定位拼接篡改区域,更为精确地保留拼接区域的边缘信息. 今后的研究将加强算法的鲁棒性,以应对更复杂的图像篡改情况.

参考文献:

[1] SINGH A,JINDAL N,SINGH K. A review on digital image forensics[C]//International Conference on Signal Processing. Vidisha:IEEE Press,2016:1-6. DOI:10. 1049/cp. 2016. 1451.

[2] 赵洁,刘萌萌,武斌,等. 数字图像区域复制篡改的盲取证技术研究进展[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2016,37(1):48-53. DOI:10. 11830/ISSN. 1000-5013. 2016. 01. 0048.

[3] ZHOU Guojuan,LYU Dianji. An overview of digital watermarking in image forensics[C]//Fourth International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization. Kunming:IEEE Press,2011:332-335.

[4] 马志鹏,栗风永,张新鹏. 基于汉明码与从属像素补偿的半色调图像信息隐藏[J]. 上海大学学报(自然科学版),

表 2 不同方法的的性能指标对比
Tab. 2 Comparison of performance indicators
of different methods %

图像	指标	文献[16]方法	文献[17]方法	文中方法
图像 5	R_{TP}	9. 59	77. 08	100. 00
	R_{FP}	11. 72	9. 10	5. 40
图像 6	R_{TP}	9. 95	92. 08	98. 78
	R_{FP}	12. 38	2. 79	0
图像 7	R_{TP}	3. 54	97. 00	94. 74
	R_{FP}	16. 85	4. 10	0
图像 8	R_{TP}	62. 25	96. 12	97. 24
	R_{FP}	2. 44	0	2. 27
图像 9	R_{TP}	5. 00	0	66. 67
	R_{FP}	16. 63	13. 36	0

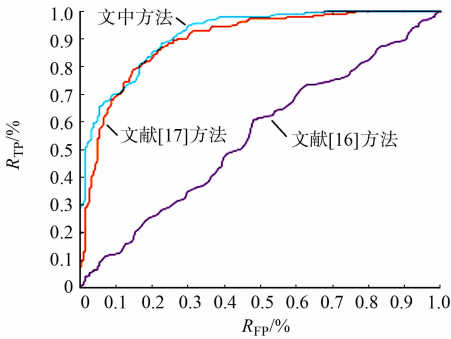


图 4 3 种方法的 ROC 曲线
Fig. 4 ROC curves of three methods

- 2013,19(2):111-115. DOI:10.3969/j.issn.1007-2861.2013.02.001.
- [5] VAMSI K, CHADHA R, RAMKUMAR B, *et al.* Image splicing detection using HMRF superpixel segmentation [C]//7th International Conference on Communication Systems and Network Technologies. Nagpur: IEEE Press, 2017:177-182. DOI:10.1109/CSNT.2017.8418533.
- [6] TAMM M C, WU Min, LIU K J R. Information forensics: An overview of the first decade[J]. IEEE Access, 2013, 1:167-200. DOI:10.1109/ACCESS.2013.2260814.
- [7] QAZI T, HAYAT K, KHAN S U, *et al.* Survey on blind image forgery detection[J]. IET Image Processing, 2013, 7(7):660-670. DOI:10.1049/iet-ipr.2012.0388.
- [8] 杨锐, 骆伟祺, 黄继武. 多媒体取证[J]. 中国科学: 信息科学, 2013, 43(12):1654-1672. DOI:10.1360/N112013-00059.
- [9] JWAID M F, BARASKAR T N. Study and analysis of copy-move and splicing image forgery detection techniques [C]//2017 International Conference on I-SMAC. Palladam: IEEE Press, 2017:697-702. DOI:10.1109/I-SMAC.2017.8058268.
- [10] BHARTI C N, TANDEL P. A survey of image forgery detection techniques[C]//International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking. Chennai: IEEE Press, 2016:877-881.
- [11] POPESCU A C, FARID H. Statistical tools for digital forensics[C]//6th International Workshop on Information Hiding. Toronto: Springer, 2004:128-147. DOI:10.1007/978-3-540-30114-1_10.
- [12] MAHDIAN B, SAIC S. Using noise inconsistencies for blind image forensics[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(10):1497-1503. DOI:10.1016/j.imavis.2009.02.001.
- [13] ZORAN D, WEISS Y. Scale invariance and noise in natural image[C]//IEEE 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto: IEEE Press, 2009:2209-2216. DOI:10.1109/ICCV.2009.5459476.
- [14] PAN Xuyun, ZHANG Xing, LYU Siwei. Exposing image forgery with blind noise estimation[C]//Proceedings of the Thirteenth ACM Multimedia Workshop on Multimedia and Security. New York: ACM, 2011:15-20. DOI:10.1145/2037252.2037256.
- [15] PAN Xuyun, ZHANG Xing, LYU Siwei. Exposing image splicing with inconsistent local noise variances[C]//2012 IEEE International Conference on Computational Photography. Seattle: IEEE Press, 2012:1-10. DOI:10.1109/IC-CPhot.2012.6215223.
- [16] LYU Siwei, PAN Xuyun, ZHANG Xing. Exposing region splicing forgeries with blind local noise estimation[J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 110(2):202-221. DOI:10.1007/s11263-013-0688-y.
- [17] ZENG Hui, ZHAN Yifeng, KANG Xiangui, *et al.* Image splicing localization using PCA-based noise level estimation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(4):4783-4799. DOI:10.1007/s11042-016-3712-8.
- [18] DAS A M, AJI S. A fast and efficient method for image splicing localization using BM3D noise estimation[J]. Integrated Intelligent Computing, Communication and Security, 2019, 771:643-650. DOI:10.1007/978-981-10-8797-4_65.
- [19] CHEN Haipeng, ZHAO Caoran, SHI Zenan, *et al.* An image splicing localization algorithm based on SLIC and image features[C]//Advances in Multimedia Information Processing. Hefei: Springer, 2018:608-618.
- [20] PYATYKH S, HESSER J, ZHENG Lei. Image noise level estimation by principle component analysis[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2):687-699. DOI:10.1109/TIP.2012.2221728.
- [21] HSU Y F, CHANG S F. Detecting image splicing using geometry invariants and camera characteristics consistency [C]//Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Toronto: IEEE Press, 2006:549-552. DOI:10.1109/ICME.2006.262447.

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 吴逢铁)