

抗真实相似物体干扰的图像区域复制篡改检测算法研究

崔文成 梁爽爽 邵 虹 王海宇

(沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

摘 要 对图像进行区域复制篡改检测时,真实相似物体会使检测结果出现假阳性。针对该问题,提出一种基于密度的局部离群点与簇内特征点紧凑度相结合的检测算法。首先对图像进行复制篡改检测,将检测到的复制区域和篡改区域作为可疑区域对进行二次判断。然后对可疑区域对进行 SIFT 特征点提取,并采用双向匹配提高准确率。再通过仿高斯影响函数估算匹配点在其邻域内的影响因子,利用影响因子对局部可达密度加权进行局部离群因子计算,继而与近邻传播聚类后计算的平均簇内紧凑度相结合,实现匹配点的分布估计,最后通过支持向量机进行可疑区域的最终判别。实验结果表明,上述方法可以有效抵抗真实相似物体干扰,具有高准确率与低误判率。

关键词 篡改检测,区域复制,真实相似物体,局部离群因子,簇内紧凑度

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Research on Detection of Image Region-duplication Forgery Affected by Intrinsically Identical Objects

CUI Wen-cheng LIANG Shuang-shuang SHAO Hong WANG Hai-yu

(School of Information Science and Technology, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract Intrinsically identical objects can cause false positive when the image is detected by region-duplication forgery detection. A detection algorithm was proposed based on local outlier estimation and cluster compactness. Firstly, SIFT feature is extracted and bidirectional matching is applied. Then local outlier factor and local reachability density are applied to analyze distribution of matching points after estimating influence on its neighborhood by counterfeit-Gaussian influence function, and combined with cluster compactness after affinity propagation Clustering. Finally, the support vector machine is applied to distinguish the intrinsically identical objects. Experimental results show that the proposed method, which has high accuracy rate and low false detection rate, can resist intrinsically identical objects interference effectively.

Keywords Tamper detection, Region-duplication, Intrinsically identical objects, Local outlier factor, Cluster compactness

图像区域复制篡改是一种典型的图像伪造方式,它将图像中某一区域进行复制,然后粘贴到同一图像不相交区域上,达到消除或隐藏图像的某个对象或一片区域的目的[1]。如今,自然干扰和人为干扰已成为区域复制篡改检测面临的两个关键性问题。目前,存在人为干扰的检测技术已取得了一定成果,例如文献[2-6]对几何攻击操作(翻转、旋转、缩放)和人为后处理操作(添加噪声、JPEG 压缩)进行了较深入的研究。但是,自然干扰一直是篡改检测面临的难点,其中比较典型的是真实相似物体干扰。真实相似物体即为现实中存在的相似物体,往往会使检测结果出现假阳性,降低检测准确率。图 1(a)下侧的两个窗户和图 1(b)的两个瓶子都为真实相似物体,现有的检测算法往往会将其误认为复制篡改区域。

至今为止,真实相似物体的存在一直困扰着国内外学者。Pan 等人[7]利用 SIFT 算子的几何不变性,对图像进行特征提取与匹配,但无法区分是否为复制篡改区域还是真实相似物

体,从而引起检测结果的假阳性。Maryam Jaber 等人利用 MIFT 关键点表示特征,该关键点具有 SIFT 关键点属性,并对微弱的平移变换具有不变性[8],但当图像存在真实相似物体时,也会引起误检测。针对该问题,Ghulam Muhammad 团队用二维小波变换选取近似图像与对角线噪声图像进行分块,根据复制篡改块具有高相似性与低相异性特点,排除真实相似物体干扰[9]。该算法有较低假阳率,但对其它后处理情况未给出有关研究。2012 年该团队将颜色信息纳入考虑,对 R、G、B 3 个通道的子图像分别处理[10]。该算法在保证较低假阳率的同时,能有效抵抗旋转与压缩的攻击,但不能处理更为复杂背景的图像。2012 年,本项目组提出以极坐标变换方法将圆窗展开,结合自适应频带收缩,利用相位相关技术进行复制篡改检测[11],但并未解决真实相似物体干扰,影响检测准确率。

综合上述问题,本文提出真实相似物体检测算法,以避免在复制篡改检测过程中引起的检测假阳性。本文以能够应用

本文受辽宁省自然科学基金(201202162),辽宁省高等学校优秀人才支持计划(LJQ2013013)资助。

崔文成(1973—),男,硕士,讲师,主要研究领域为智能信息处理,E-mail:shaoh1974@hotmail.com;梁爽爽(1989—),女,硕士生,主要研究领域为图像处理,E-mail:liang-ss1989@sina.com;邵虹(1974—),女,博士,教授,CCF 会员,主要研究领域为图像处理与模式识别、智能信息处理,E-mail:576022085@qq.com。

于已提出的任何复制篡改检测算法为原则,对检测到的可疑区域进行 2 次判断,其具有普适性,并降低了检测假阳率。



图1 相似物体

1 本文算法

图像中物体由于本身特性的不同以及受光反射差异等因素影响,会导致真实相似物体的特征点较复制篡改图像在空间域上的分布更为分散,因此数据对象间的偏离程度较为明显。根据这个特性,实现抵抗图像中真实存在相似物体的干扰,提高算法的鲁棒性。

(1) 图像特征提取:利用文献[11]对图像进行复制篡改检测,提取可疑区域对的特征点并进行匹配,根据真实相似物体与复制篡改区域匹配点分布的相异性,对匹配上的点进行距离归一化,利用高斯影响函数计算邻近点对当前点的影响因子,以此作为距离度量值计算局部加权可达密度与局部离群因子,并与近邻传播聚类(Affinity Propagation Clustering, AP)后的簇内特征点紧凑度相结合,形成二维特征向量。

(2) 支持向量机训练:对一定数量的复制篡改图像对和真实相似物体进行特征向量提取后,将向量输入到支持向量机中进行训练,以获得真实相似物体与复制篡改图像的最优判别面。

(3) 真实相似物体检测:提取初步检测到的可疑区域最小外接矩形图像对,对其进行 2 次判断,将获得的特征向量输入到已获得的最优判别面中,进行真实相似物体与复制篡改区域判别。

具体过程如图2所示。

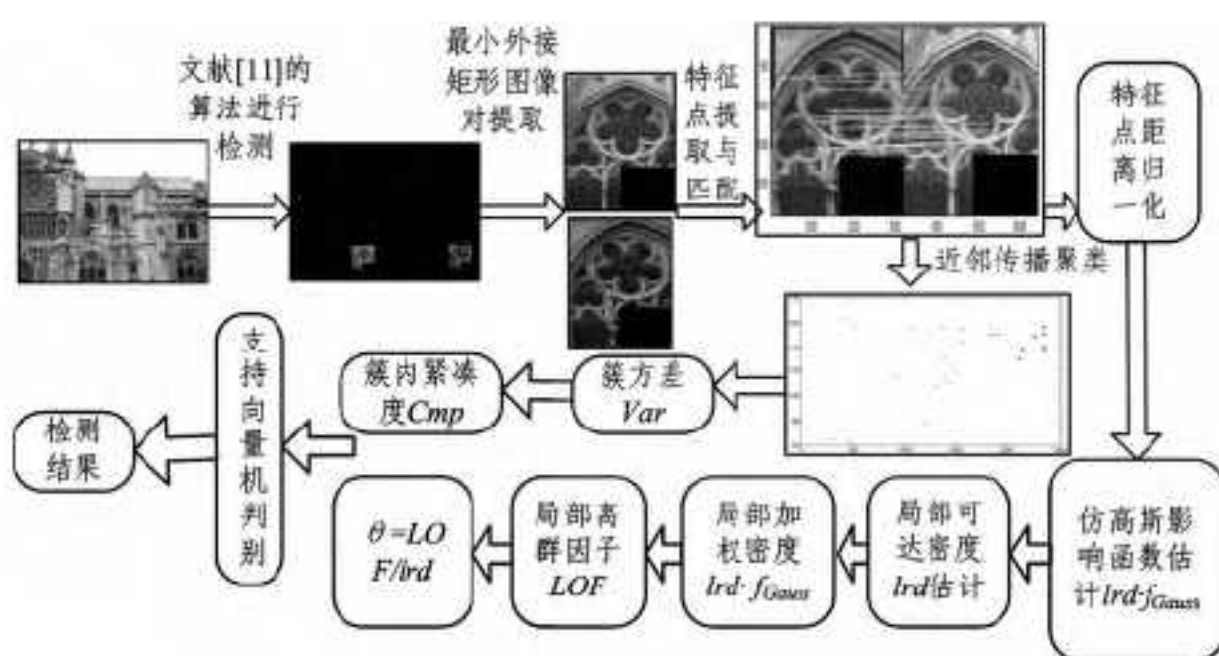


图2 抗真实相似物体干扰的图像区域复制篡改检测过程

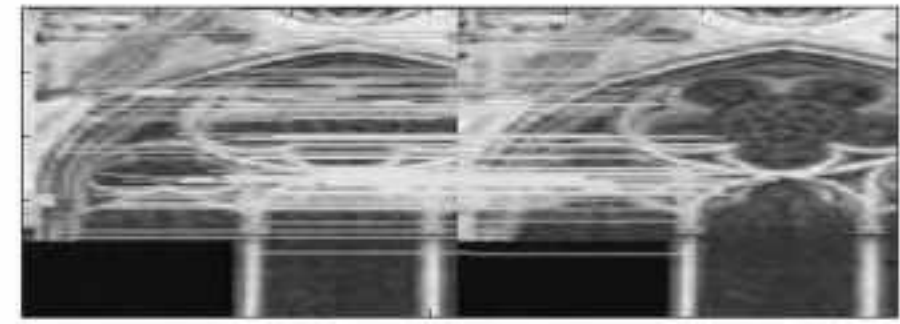
2 真实相似物体检测

2.1 征点提取与匹配

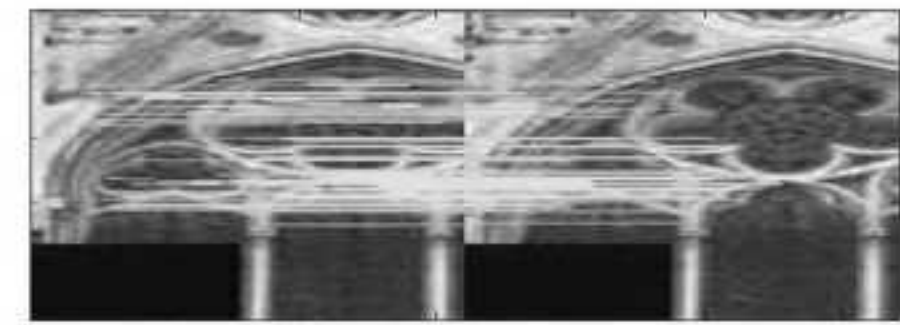
特征点提取的质量很大程度上影响着匹配性能,基于SIFT算子的几何不变性,利用文献[12]的方法实现对可疑区域SIFT特征点提取。考虑到正确匹配有着明显的最短最近邻距离,用最近邻特征点距离与次近邻特征点距离之比进行匹配。假设不变特征 Q_j 的描述子 q_j 是不变特征 P_i 的描述子 p_i 的最近邻,不变特征 Q_k 的描述子 q_k 是 p_i 的次近邻, P

与 Q 分别为两个特征点集。若 $\|p_i - q_j\| / \|p_i - q_k\| < t$,则认定不变特征 P_i 和 Q_j 匹配,在此基础上利用双向匹配更为严格的匹配条件进行约束,以提高准确率。根据交集思想,反过来再求 Q_j 与点集 P 中最近邻与次近邻距离之比,若两次匹配中匹配对位置相同,则保留该匹配,式(1)为双向匹配算法。图3(a)为单向匹配,找到83个匹配点,而经过双向匹配后错误匹配点数减少至62个,如图3(b)所示。本文实验中 t 的取值为0.75^[12]。

$$\begin{cases} \|p_i - q_j\| / \|p_i - q_k\| < t, & q_j \in Q, j \neq k \\ \|q_j - p_i\| / \|q_j - p_l\| < t, & p_l \in P, l \neq i \end{cases} \quad (1)$$



(a) 单向匹配



(b) 双向匹配

图3 特征点匹配结果图

2.2 真实相似物体与复制篡改区域的相异性

本文对图1(a)中区域A进行复制,粘贴到区域B,如图4(a)所示。利用文献[11]算法进行检测后,从图4(b)中可看出,区域A、B被判别为复制篡改区域。再对原始图片中的相似区域A与区域C利用文献[11]进行检测,从图4(c)中可以看出,被误判为复制篡改区域。本文将上述判别的区域作为可疑区域,利用2.1节的方法进行特征点匹配,从图4(f)和(g)中可以看出真实相似的匹配点在空间域的分布更为分散。这是由于物体本身特性不同以及光反射差异等因素的影响而导致的特征点分布相异性。

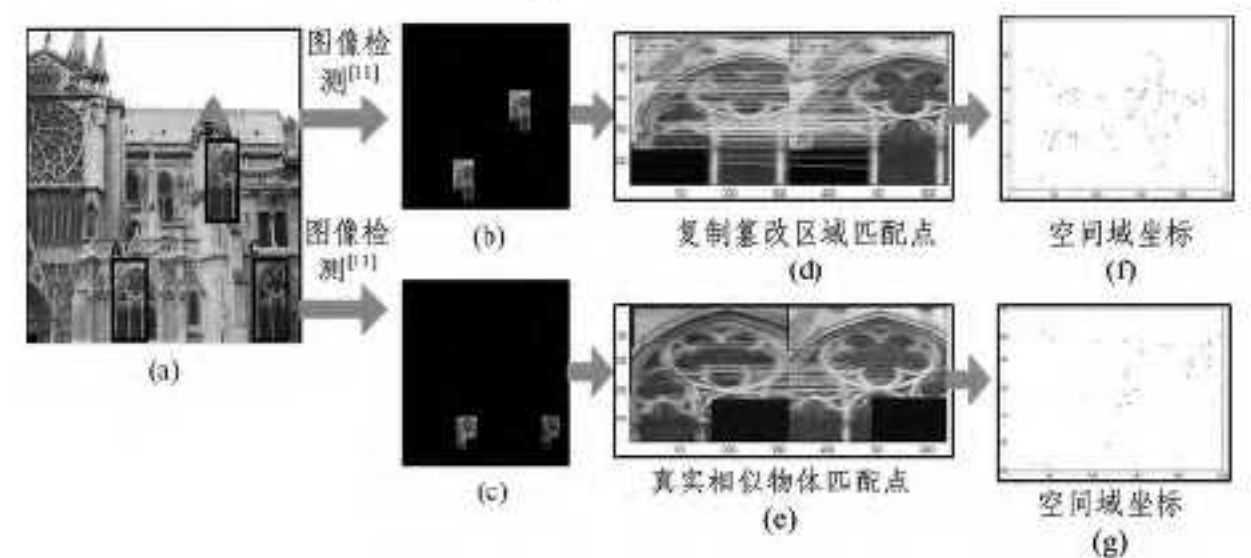


图4 复制篡改区域与真实相似物体空间域分布的相异性

2.2.1 基于密度的局部离群点估计

对图4(f)和图4(g)中匹配点 P ,计算其 LOF 和 lrd 大小,其中 lrd 表示点 P 所处局部空间区域密度, LOF 表示局部空间区域内偏离其他点的程度。传统算法利用式(2)~式(4)进行计算。

$$reach - disk_k(p, o) = \max\{k - distance(o), d(p, o)\} \quad (2)$$

$$lrd(p) = \left[\frac{\sum_{o \in N_k(p)} reach - dist_k(p, o)}{|N_k(p)|} \right]^{-1} \quad (3)$$

$$LOF_k(p) = \frac{\sum_{o \in N_k(p)} \frac{lrd_k(o)}{lrd_k(p)}}{|N_k(p)|} \quad (4)$$

$reach_disk_k(p, o)$ 表示点 P 相对于点 O 的可达距离, 被定义为 k -distance(o) 与 $d(p, o)$ 的最大距离, 其中 k -distance(o) 表示点 O 的第 k 距离, $d(p, o)$ 表示点 P 与点 O 的欧几里得距离。 $N_k(p)$ 表示点 P 的第 k 距离邻域, 被定义为以考察点为圆心、第 k 距离为半径的邻域内的所有点集。

传统算法没有考虑 P 的第 k 距离邻域内采样点对当前测点的影响程度, 式(4)仅是简单地求取平均分布密度。为了得到更精确的检测结果, 本文首先将点集距离归一化, 利用仿高斯影响函数来估计周围邻近点对当前点 P 的影响程度, 如式(5)所示。将仿高斯影响函数作为距离度量值, 对 P 的第 k 距离邻域内的特征点可达密度进行加权, 如式(6)所示。可以看出, 当邻域中的特征点离当前测点 P 较远, 则 f_{Gauss} 较大, 从而会使求得的 LOF 值更大, 以便于实验的后续区分。其中 σ 为密度参数, 本文中 $\sigma=0.5$ 。

$$f_{Gauss}(x, y) = e^{-\frac{d(x, y)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

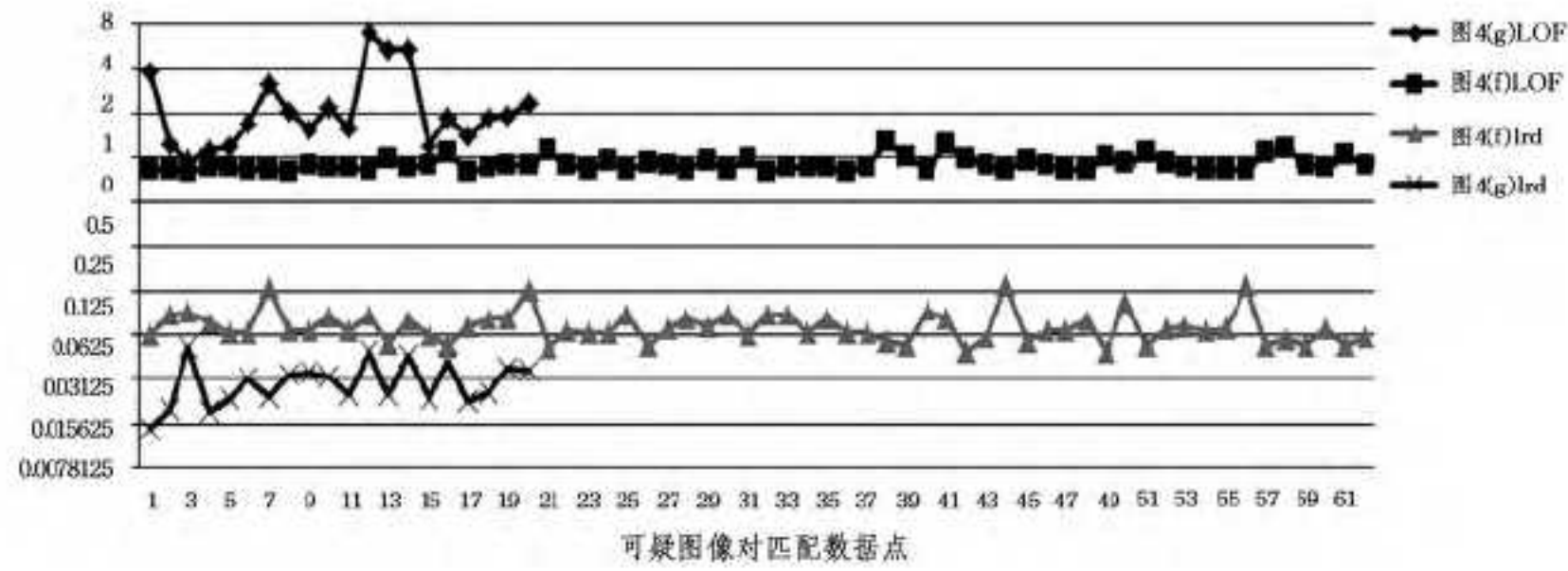


图5 匹配点 LOF 和 lrd 曲线

为了得到更明显的实验数据, 以区分复制篡改图像和真实相似物体的区别, 令 $\theta = \frac{LOF_{mean}}{lrd_{mean}}$ 表示图像特征, θ 记作比例因子。若仅依靠比例因子 θ 来设置阈值以区分真实相似物体和复制篡改区域, 则会存在固有的人为误差, 所以本文在此基础上, 将其与簇内紧凑度相结合, 利用机器学习的方法进行真实相似物体识别。

2.2.2 AP 聚类 and 簇内紧凑度估计

由于图像中往往存在细节特征不明显的区域, 该区域几乎找不到特征点, 从而使点集体现局部紧凑性。因此, 利用 AP 算法对图 4(f) 和图 4(g) 中的特征点进行聚类, 如图(6)所示, 其中每一簇用同种颜色表示。然后利用式(7)、式(8)对每一簇特征点进行方差 $Var(X)$ 与 Cmp_{mean} 估计。由定义可以看出, 当簇中每个成员紧凑度越高, 方差会越小, 图(7)为聚类后每一簇的方差估计结果。

$$Var(X) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d^2(x_i, \bar{x})} \quad (7)$$

$$Cmp_{mean} = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C Var(c_i) \quad (8)$$

其中, N 为数据集 X 总个数, $d(x_i, \bar{x})$ 为矢量 x_i 与 $\bar{x}$ 距离, $\bar{x}$ 是 X 均值。 C 为聚类个数, $var(c_i)$ 是簇 c_i 的方差。

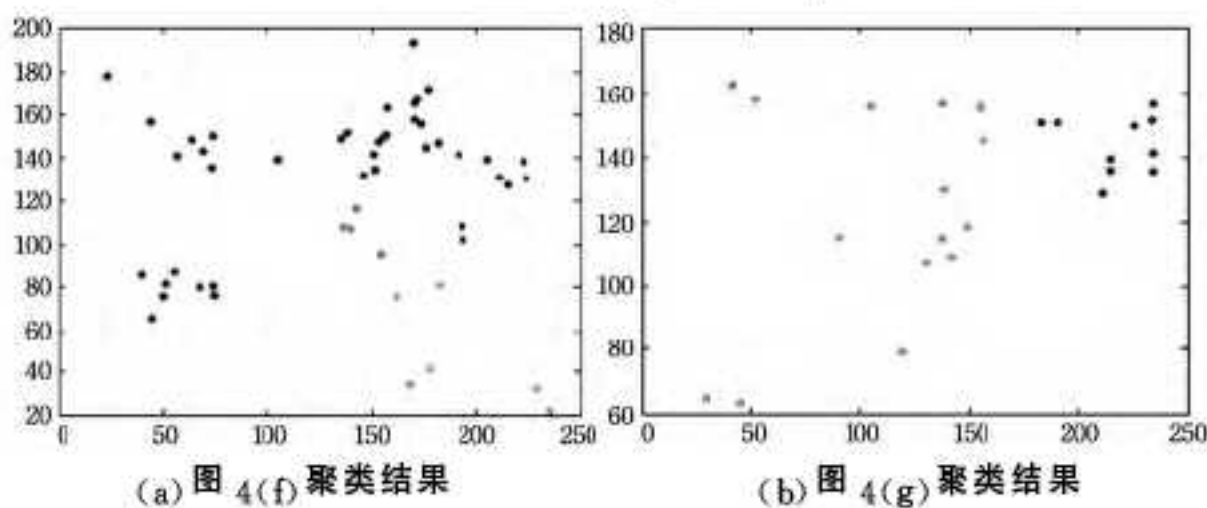


图6 AP 聚类结果图

$$LOF_k(p) = \frac{\sum_{o \in N_k(p)} f_{Gauss}(p, o) \cdot \frac{lrd_k(o)}{lrd_k(p)}}{|N_k(p)|} \quad (6)$$

当可疑区域对为复制篡改区域, 则检测到的匹配点比较密集且处于某一群组之中。对 $N_k(p)$ 内的点 O 而言, P 位于 $N_k(o)$ 的概率很大, 从而导致群组内所有特征点的 lrd 值非常接近, 则 $N_k(p)$ 中点集的平均加权分布密度 $\frac{\sum_{o \in N_k(p)} f_{Gauss}(p, o) \cdot lrd_k(o)}{|N_k(p)|}$ 与 $lrd(p)$ 相差不大, 所以 $LOF_k(p)$ 接近于 1。而真实相似物体的匹配点在空间域分布发散, 离群点则较多, 若 P' 为离群点, 则 $N_k(p')$ 会较大, 对于 P' 的第 k 邻域内的特征 O' 而言, O' 的第 k 距离会比 $d(p', o')$ 小, 因此 $reach_disk_k(p', o')$ 取 $d(p', o')$ 的可能性较大, 从而导致 $lrd(p')$ 值较小, 且 $f_{Gauss}(p', o')$ 较大, 最终导致 $LOF_k(p')$ 值很大。本文分别计算图 4(f) 和图 4(g) 中匹配数据点的 LOF 和 lrd 值, 如图 5 所示, 其中参数 $k=8$ 。

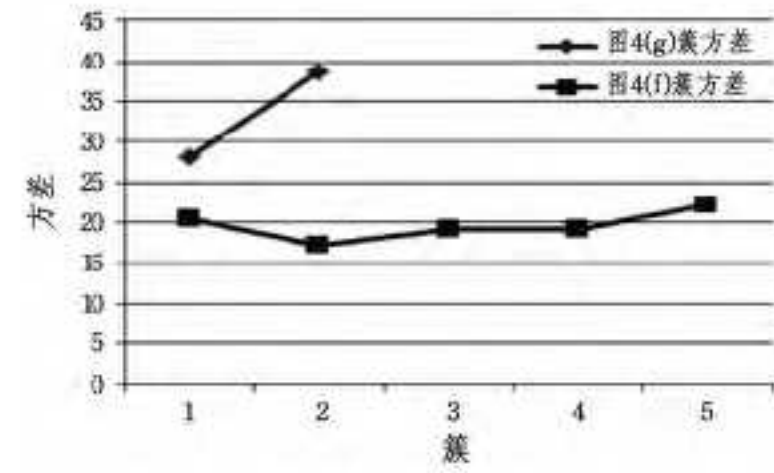


图7 图 4(f) 和图 4(g) 聚类后每簇方差估计

2.3 真实相似物体与复制篡改区域判别

将比例因子 $\theta(\theta = \frac{LOF_{mean}}{lrd_{mean}})$ 和紧凑度 Cmp_{mean} 构成二维向量, 利用 SVM 进行判别。由于 SVM 针对小样本数据能得到很准确的学习过程, 从因特网上下载 40 幅经文献[11]检测会出现假阳性的图像, 内容包含门、窗户、建筑物等, 将其作为实验正样本, 并利用 Photoshop CS6 软件对正样本图像中出现检测假阳性的区域进行复制篡改操作, 构成复制篡改图像库, 作为实验负样本。利用 LIBSVM 软件包[13], 考虑到算法复杂性, 选用常见的线性核函数(Linear Kernel), 并通过交叉验证(Cross Validation)在 $[2^{-8}, 2^8]$ 范围内寻找最优惩罚参数 C , 得到适合的 SVM 训练模型, 本文寻到的最优值为 64。利用 SVM 的核函数对正负样本进行训练, 得到的最优判别面 H 如图 8 所示, “o”代表输出结果为正样本, “*”代表输出结果为负样本。

对图 4(b) 和图 4(c) 检测到的可疑区域提取 θ 和 Cmp_{mean} 特征后, 根据图 8 获得的最优判别面 H 进行分类, 黑“*”为输出标记, 图 4(b) 输出标记位于 H 左侧, 判别为复制篡改区域, 如图 9(a) 所示。图 4(c) 输入标记位于 H 右侧, 判别为真实相似物体, 如图 9(b) 所示。

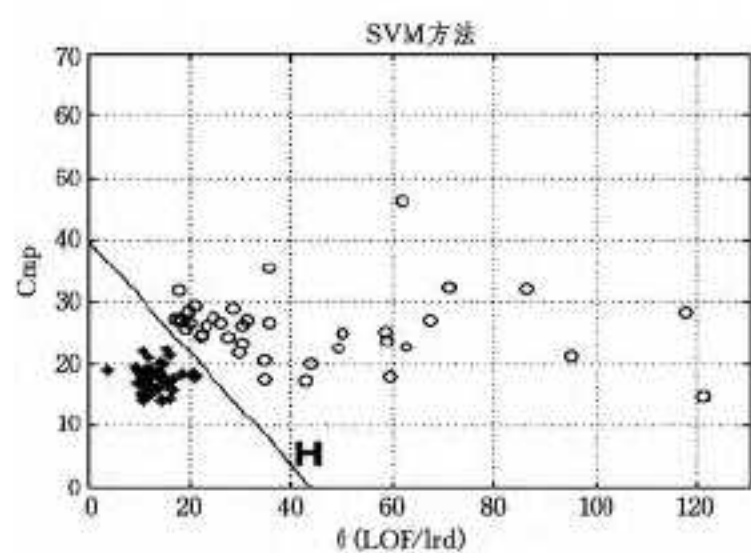


图8 支持向量机训练结果

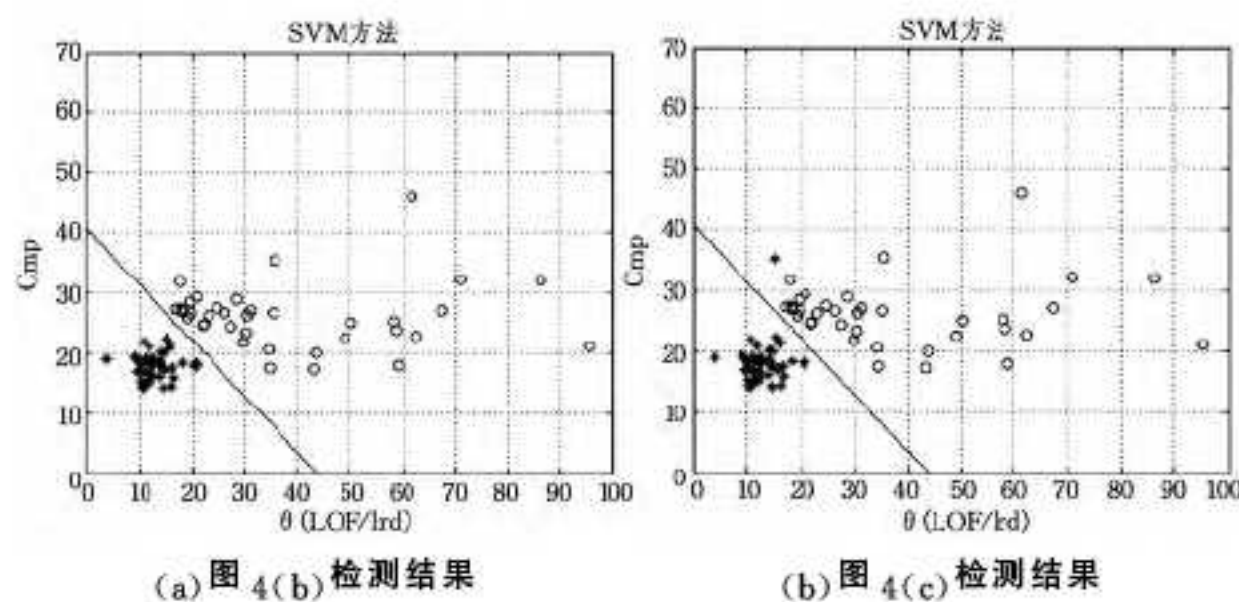


图9 检测结果

3 实验结果与分析

3.1 参数设置

下面分别对仿高斯影响函数的密度参数 σ 与局部离群点估计过程中的距离邻域 k 进行讨论。将从网上下载 100 幅会引起检测假阳性的图像作为实验数据,由于参数设置的影响,有的图像会出现误判,图 10 为准确率(检测结果正确的图片数占总数的百分比)与误判率(误检测的图片占总数的百分比)随参数 σ 的变化图。从图中可看出,当密度参数 $\sigma \in [0.2, 0.5]$ 时,准确率不断增大,误判率不断减小;密度参数 $\sigma \in [0.5, 0.9]$ 时,准确率不断下降,误判率不断增大。参考准确率与误判率这两个指标,密度参数取 $\sigma = 0.5$ 最佳。

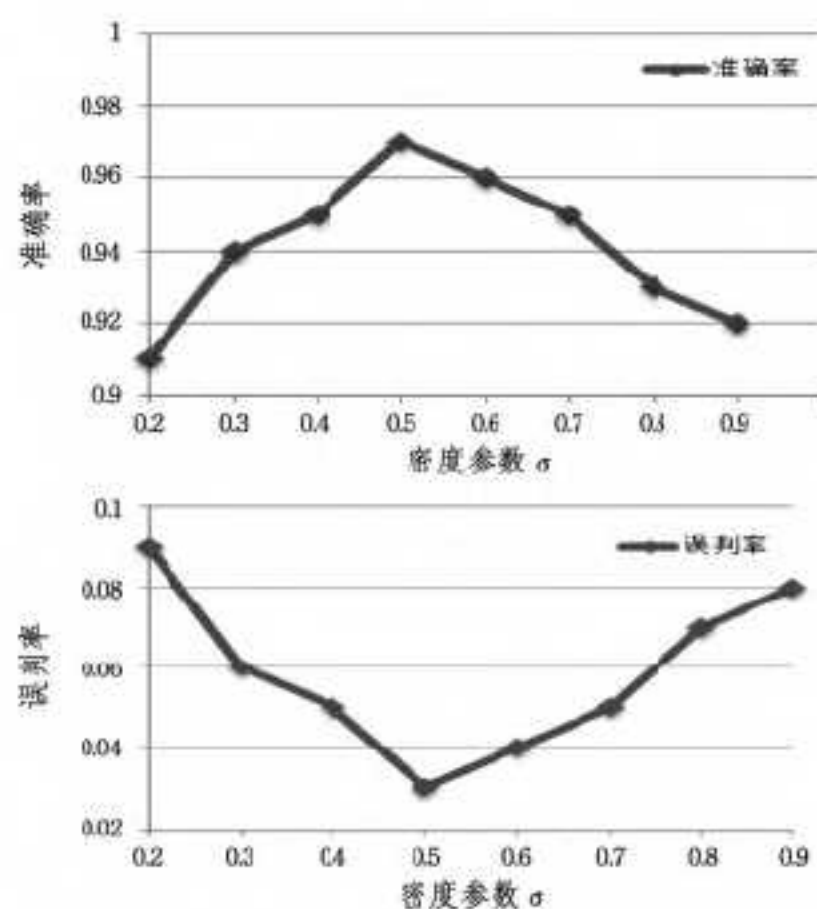


图10 不同密度参数下的准确率与误判率

距离邻域 k 的选取直接影响本文算法的有效性。对上述实验图像利用 Photoshop CS6 软件将出现检测假阳性的区域进行复制篡改操作。考察 k 的取值对原图像和复制篡改图像中比例因子 θ 的影响,如图 11 所示。由图中可以看出,当距离邻域 $k=8$ 时,真实相似物体与复制篡改区域的比例因子 θ 差别最大,更利于后续的 SVM 分类。

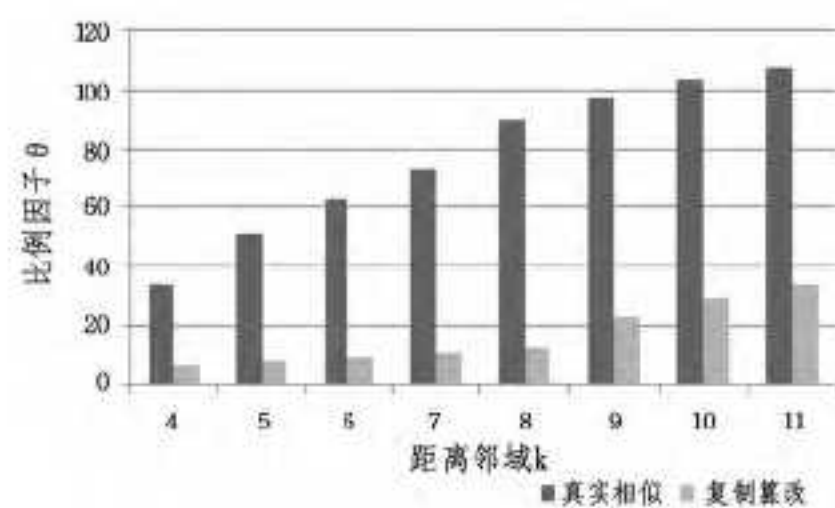


图11 不同距离邻域 k 下的 θ 取值

3.2 鲁棒性评价

篡改者对图像进行复制篡改时,往往会人为地对篡改区域添加后处理操作,如噪声、压缩等,这会对真实相似物体的判断造成影响。为了评估算法的鲁棒性,下面利用实验进行分析。对 100 幅真实相似图像进行两类操作测试,高斯白噪声和 JPEG 压缩。将信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 作为噪声添加程度的测量指标,质量因子 (Quality Factor, QF) 表示不同压缩程度下的图像质量高低,检测结果如图 12 所示。从图中可以看出,真实相似物体检测准确率的变化趋势比较平缓,因此这两个因子对真实相似物体影响不大,当 $QF=40, SNR=2$ 时,虽然对检测结果有一定的影响,但是检测准确率均高达 92%,充分说明了该方法有稳定的抵抗能力。

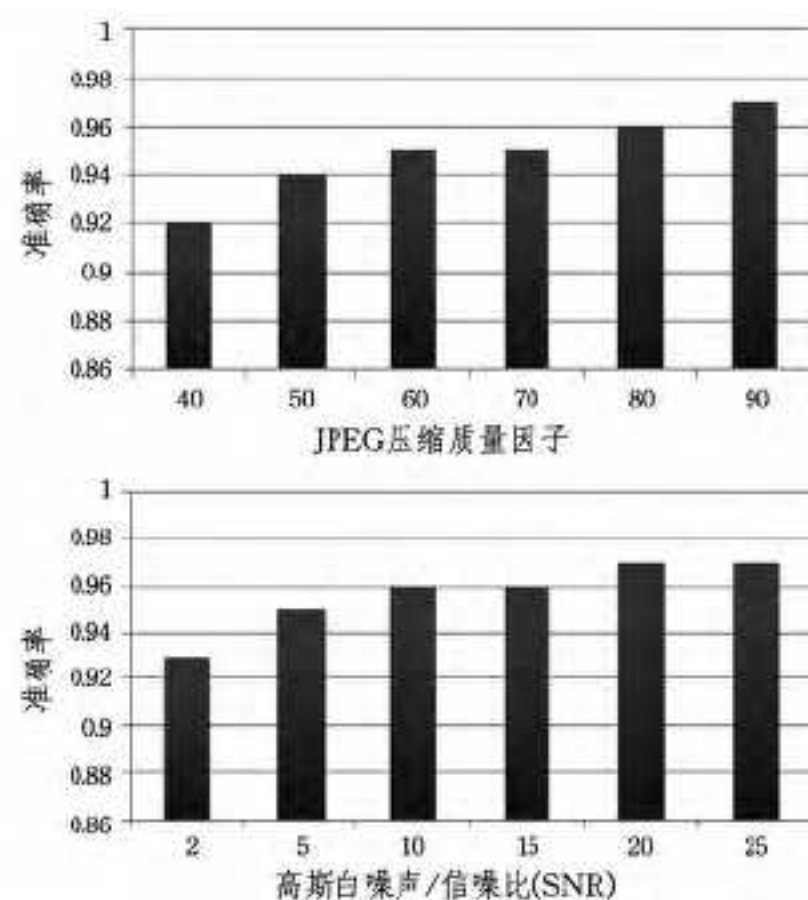


图12 不同后处理操作下的准确率

最后,将本文算法与文献[9,10]方法进行对比,具体后处理方式如表 1 所列,每类后处理测试图像各 80 幅,采用向量 (r, w) 表示检测的准确率与误判率,实验结果如表 1 所列。

表1 3种方法实验结果比较

后处理方式	文献[9]	文献[10]	本文算法
未经过后处理	(0.975, 0.025)	(0.9875, 0.012)	(0.975, 0.025)
QF=80	(0.9625, 0.037)	(0.975, 0.025)	(0.9625, 0.037)
QF=70	(0.95, 0.05)	(0.9625, 0.137)	(0.95, 0.05)
QF=60	(0.9125, 0.087)	(0.9625, 0.037)	(0.95, 0.05)
QF=50	(0.8625, 0.137)	(0.95, 0.05)	(0.9375, 0.062)
QF=40	(0.7875, 0.212)	(0.95, 0.05)	(0.925, 0.075)
SNR=20	(0.9125, 0.087)	(0.8625, 0.137)	(0.9625, 0.037)
SNR=15	(0.825, 0.175)	(0.80, 0.2)	(0.9625, 0.037)
SNR=10	(0.8875, 0.112)	(0.675, 0.325)	(0.95, 0.05)
SNR=5	(0.7875, 0.212)	(0.6125, 0.387)	(0.95, 0.05)
SNR=2	(0.7125, 0.287)	(0.55, 0.45)	(0.95, 0.05)
QF=80+ SNR=20	(0.7625, 0.237)	(0.6875, 0.312)	(0.9375, 0.062)
QF=70+ SNR=20	(0.675, 0.325)	(0.65, 0.35)	(0.9125, 0.087)
QF=50+ SNR=5	(0.5125, 0.487)	(0.654, 0.346)	(0.90, 0.10)

从表 1 可以看出,文献[9,10]与本文方法检测真实相似物体的准确率均在 95% 以上。但是文献[9]方法中,当 QF 低于 50, SNR 低于 15 时,准确率急剧下降;文献[10]对 JPEG 压缩有较好的抵抗力,但是对高斯白噪声表现较为敏感;本文算法对高斯白噪声和 JPEG 压缩攻击均有很好的鲁棒性,准确率不低于 90%,并且本文方法对背景复杂的图像亦能有效检测。

结束语 本文针对在复制篡改领域中真实相似物体易引起检测结果的假阳性,提出了真实相似物体检测算法。该算法具有以下特点:(1)利用双向匹配严格的匹配条件,对提取的 SIFT 特征点进行匹配,使匹配更为精确。(2)利用仿高斯影响函数评估点集之间影响程度,并对局部可达密度进行加权继而计算局部离群因子,使得到的特征数据更精确。(3)簇内紧凑度的估计基于 AP 聚类的基础上,降低无特征点区域对整体紧凑度的影响,减少运算次数,同时提高检测准确率。实验结果表明该方法对 JPEG 压缩和高斯白噪声具有良好的鲁棒性。最后,进一步降低算法复杂度是今后研究的重点。

参 考 文 献

- [1] Farid H. Creating and detecting doctored and virtual images: implications to the child photography prevention act[R]. Technical Report, TR2004-518, Dartmouth College, Computer Science, 2004
- [2] 骆伟祺,黄继武,丘国平.鲁棒的区域复制图像篡改检测技术[J].计算机学报,2007,30(11):1998-2007
- [3] 秦娟,李峰,向凌云.采用圆谐_傅里叶矩的图像区域复制粘贴篡改检测[J].中国图像图形学报,2013,18(8):919-923
- [4] 赵洁,郭继昌,武斌,等.基于几何均值分解的图像区域复制篡改

检测方法[J].小型微型计算机系统,2012,33(9):2105-2108

- [5] Tao W, Jin T, Bin L. Blind Detection of Region Duplication Forgery by Merging Blur and Affine Moment Invariants[C]//2013 Seventh International Conference on Image and Graphics. 2013: 258-264
- [6] 左菊仙,刘本永.伪造图像典型篡改操作的检测[J].中国图像图形学报,2012,17(11):1367-1375
- [7] Pan X Y, Lyu S W. Region duplication detection using image feature matching[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(4): 857-867
- [8] Jaber M, Bebis G, Hussain M, et al. Accurate and robust localization of duplicated region in copy-move image forgery[J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25(2): 451-475
- [9] Muhammad G, Muhammad H, Khawaji K, et al. Blind copy move image forgery detection using dyadic undecimated wavelet transform[C]//17th International Conference on Digital Signal Processing. 2011: 1-6
- [10] Muhammad G, Muhammad H, Bebis G. Passive copy move image forgery detection using undecimated dyadic wavelet transform[J]. Digital Investigation, 2012, 9(1): 49-57
- [11] Shao H, Yu T S, Xu M J, et al. Image region duplication detection based on circular window expansion and phase correlation[J]. Forensic Science International, 2012, 222(1/3): 71-82
- [12] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110
- [13] 刘笑楠,苑玮琦,张波.一种虹膜色素块检测与分类方法[J].沈阳工业大学学报,2014,06:688-693

(上接第 222 页)

表 1 4 种方案的处理时间

分辨率	256*	512*	1024*	1920*	2560*
	256	512	1024	1200	1600
方案 1 时间(ms)	5.50	17.36	70.65	147.52	256.08
方案 2 时间(ms)	91.30	101.11	146.91	194.77	281.16
方案 3 时间(ms)	101.21	90.92	91.47	97.39	190.04
方案 4 时间(ms)	0.27	0.29	1.26	2.35	3.44

从表 1 可以看出,方案 4 获得了最好的加速比;方案 2 因为在 CPU 和 GPU 之间存在多次数据的往返,程序消耗了最多时间;方案 3 只有在图像分辨率较高的情况下获得一定的加速比,在图像分辨率较低、数据量较小的情况下,处理速度反而不如 CPU 直接处理快。由此可以看出,目前使用 GPU 进行通用计算的最大瓶颈在于 CPU 和 GPU 之间的数据传输带宽。

结束语 GPU 通用计算的出现为许多传统算法提供了新的解决方案和途径,CUDA Samples 提供的 SobelFilter 实例虽然实现了灰度图像的边缘检测,但通过运行程序,我们发现 SobelFilter 只能对 pgm 格式的图像实现运算。本文设计了新的程序,通过引入 OpenCV,不但可以对 jpg、bmp 等多数主流格式的图像实现彩色边缘检测,而且进一步简化了互操作的设置步骤。通过多种方案的比较,验证了基于 CUDA 与 OpenGL 互操作方案在图像处理中拥有巨大的效率优势。

参 考 文 献

- [1] NVIDIA. CUDA Compute Unified Device Architecture: Pro-

gramming Guide(Version 4.2)[EB/OL]. [2011-11]. <http://www.nvidia.com/object/cuda-home.html>

- [2] 邢军.基于 Sobel 算子数字图像的边缘检测[J].微机发展,2009,30(14):3360-3361
- [3] Sonka M, Hlavac V. Image Processing, Analysis, and Machine Vision [M]. Tsinghua University Press, 2011
- [4] NVIDIA. CUDA SDK-Graphics Interop [EB/OL]. <http://www.nvidia.cn/content/cudazone/cuda-sdk/Graphics-Interop.html>
- [5] Podlozhnyuk V. Image Convolution with CUDA[EB/OL]. 2007-01-06. <http://www.nvidia.com/object/cuda-home.html>
- [6] NVIDIA. NVIDIA CUDA Compute Unified Device Architecture: Programming Guide (Version 4.2) [EB/OL]. <http://www.nvidia.com/object/cuda-home.html>
- [7] Ahn S H. OpenGL Pixel Buffer Object[EB/OL]. <http://www.songho.ca/opengl/gl-pbo.html>
- [8] CSDN. CUDA 与 OpenGL 交互开发[EB/OL]. <http://blog.csdn.net/ruby97/article/details/8851403>
- [9] Zuo H R. Fast Sobel Edge Detection Algorithm Base on GPU [J]. Opto-Electronic Engineering, 2009(1): 8-12
- [10] 谭立勋,刘维牢,李春燕.实时图像处理中 Sobel 算子的改进[J].弹箭与制导学报,2006,26(1): 291-293
- [11] Kharlamov A, Podlozhnyuk V. Image Denoising [EB/OL]. 2007-05-16. <http://www.nvidia.com/object/cuda-home.html>
- [12] 左颖睿,张启衡.基于 GPU 的快速 Sobel 边缘检测算法[J].光电工程,2009,36(1):10-12