

一种基于逆序广义2近邻的图像多重复制粘贴篡改检测算法

李岩^① 刘念^② 张斌^③ 袁开国^① 杨义先^①

^①(北京邮电大学信息安全中心 北京 100876)

^②(北京电子科技学院 北京 100070)

^③(中国信息安全认证中心 北京 100020)

摘要: 为了解决数字图像多重复制粘贴篡改检测问题, 克服广义2近邻(g2NN)算法对匹配特征点漏检的缺点, 该文提出逆序广义2近邻(Rg2NN)算法。在计算匹配特征点时, 该算法采用逆序方式计算特征点之间的匹配关系, 可以更加准确地计算出所有与待检测特征点相匹配的特征点。实验证明, Rg2NN算法比g2NN算法计算出来的匹配特征点更加准确, 提高了g2NN算法对多重复制粘贴篡改图像的检测能力, 当图像中的一块区域被复制后在多处粘贴, 或多块区域被复制粘贴时可以准确计算出复制粘贴区域。

关键词: 图像处理; 图像取证; 复制粘贴; 特征点

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)07-1667-07

DOI: 10.11999/JEIT141271

Image Multiple Copy-move Forgery Detection Algorithm Based on Reversed-generalized 2 Nearest-neighbor

Li Yan^① Liu Nian^② Zhang Bin^③ Yuan Kai-guo^① Yang Yi-xian^①

^①(Information Security Center, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

^②(Beijing Electronic Science and Technology Institute, Beijing 100070, China)

^③(China Information Security Certification Center, Beijing 100020, China)

Abstract: For the consideration of the multiple copy-move forgery detection of digital images, and to avoid missing the matching feature points when generalized 2 Nearest-Neighbor (g2NN) algorithm is applied, Reversed generalized 2 Nearest-Neighbor (Rg2NN) algorithm is proposed. Reverse order is used in feature points matching, so that all feature points that match with the detected point can be calculated accurately. The experiment results show that the matching feature points calculated by Rg2NN are more accurate than by g2NN, and the ability of g2NN in detecting multiple copy-move forgery is improved. When one patch in the image is copied and pasted multiple times or two or more patches are copied and pasted, the copy-move map can be localized precisely by the Rg2NN algorithm.

Key words: Image processing; Image forensics; Copy-move; Feature point

1 引言

随着计算机和网络技术的发展, 数字图像篡改问题日益严重。被篡改后的数字图像所携带的错误信息有可能对公众舆论产生错误的导向。数字图像取证技术不依靠任何事先嵌入的数字水印或数字签名就可以对图像的完整性进行鉴别, 该技术已经成为图像处理领域的一个重要研究课题和研究热点^[1-8]。

复制粘贴是一种很常见的数字图像篡改手段。近年来, 有许多关于复制粘贴篡改检测的论文发表^[1-3]。复制粘贴篡改检测大致可以分为两类: 基于块的检测方法^[9,10]和基于特征点的检测方法^[11-14]。这些文献中提出的方法可以很好地解决复制粘贴篡改检测问题, 但却没有提到如何解决多重复制粘贴篡改问题。

广义2近邻(generalized 2 Nearest-Neighbor, g2NN)算法^[15]是一种可以解决多重复制粘贴篡改检测的算法。但经本文实验发现, 如果图像中有某块区域被复制后在多处地方粘贴, 那么g2NN算法的检测结果中有可能遗漏某些复制粘贴区域。

本文研究数字图像的多重复制粘贴篡改检测技术, 在g2NN算法的基础上, 对其进行改进, 提出

2014-09-30 收到, 2015-04-03 改回, 2015-06-01 网络优先出版
国家自然科学基金(61170271, 61121061), 新闻出版署项目
(GXTC-CZ-1015004/15-1)和中央高校基本科研业务费专项资金
(BUPT2012RC0217)资助课题

*通信作者: 李岩 liyan_photo@163.com

逆序广义 2 近邻(Reversed generalized 2 Nearest-Neighbor, Rg2NN)算法, 弥补了 g2NN 算法的缺点, 可以检测到所有复制粘贴区域, 提高了检测准确率。在本文中, 首先对图像进行加速鲁棒特征^[16](Speeded Up Robust Features, SURF)提取, 然后使用优先(Best Bin First, BBF)算法^[17]对每个特征点计算近邻, 并使用 Rg2NN 算法对特征点进行匹配, 借鉴文献[18]的方法, 对复制粘贴区域的特征点进行划分, 通过匹配特征点之间的仿射变换关系, 计算出复制粘贴的区域轮廓。

2 特征匹配算法

在使用特征点匹配方法进行复制粘贴篡改检测的文献中, 提取图像的特征点后, 需要对特征点进行匹配, 根据特征点的匹配情况, 计算出对应的复制粘贴区域。

2.1 g2NN 算法

在待检测图像中, 提取出特征点集合 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 对应的特征描述符是 $\mathbf{F} = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 。根据特征描述符, 使用 BBF 算法计算每个特征点的近邻特征点。在 g2NN 算法^[15]中, 依次计算 f_1 和其他特征描述符 f_2, f_3, \dots, f_n 的欧几里德距离, 并按照从小到大的顺序排列, 得到 $\mathbf{D} = \{d_1, d_2, \dots, d_{n-1}\}$, 依次计算 $T_i = d_i / d_{i+1} (i=1, 2, \dots, n-2)$, 若 $T_k < T_{g2NN}$ ($1 \leq k \leq n-2$), 且 $T_{k+1} \geq T_{g2NN}$, 那么待检测点和距其 $\{d_1, d_2, \dots, d_k\}$ 的 k 个特征点均相似。

2.2 Rg2NN 算法

本文认为 g2NN 算法存在如下缺点: 假设特征点 x_a 和特征点 x_b 的距离为 d_{ab} , 特征点 x_a 和特征点 x_c 的距离为 d_{ac} 。当特征点 x_b 和特征点 x_c 都和特征点 x_a 匹配时, d_{ab} 和 d_{ac} 都很小, 但 d_{ab} 和 d_{ac} 的比值 d_{ab} / d_{ac} 有可能较大(大于 T_{g2NN})。这时, 若使用 g2NN 算法, 就会认为特征点 x_b 和特征点 x_c 都不和特征点 x_a 匹配。

本文对 g2NN 算法做出如下改进并提出 Rg2NN 算法。

(1) 在 Rg2NN 算法中, 逆序计算特征点距离之间的比值, 即依次计算 $T_i = d_{i-1} / d_i (i = n, n-1, \dots, 2)$, 若 $T_k \geq T_{Rg2NN} (n \geq k \geq 2)$, 且 $T_{k-1} < T_{Rg2NN}$, 那么待检测点和距其 $\{d_1, d_2, \dots, d_{k-2}\}$ 的 $k-2$ 个特征点均相似。

(2) 计算和特征点 x_i 相匹配的特征点时, 只和特征点 $\{x_{i+1}, x_{i+2}, \dots, x_n\}$ 进行计算。因为 $\{x_1, x_2, \dots, x_{i-1}\}$ 在之前已经计算过。避免计算得到 x_i 和 x_j 相匹配后, 又得到 x_j 和 x_i 相匹配的重复结果。

(3) 在 N_{pix} 像素范围之外计算匹配特征点^[19]。避免距离较近的点由于相似的纹理导致特征点相似。

在待检测图像中, 假设源区域 O 被复制后分别粘贴于 D_1, D_2 和 D_3 , 每块区域中分别有特征点 x_0, x_1, x_2 和 x_3 , 如图 1 所示。特征描述符之间的欧几里德距离及相邻距离的比值如表 1 所示。使用 Rg2NN 算法, 逆向计算相邻距离的比值, 当计算到 $d_4/d_5 = 0.99517 > T_{Rg2NN}$, $d_3/d_4 = 0.38305 < T_{Rg2NN}$ 时, 认为特征点 x_1, x_2 和 x_3 均和特征点 x_0 匹配。而使用 g2NN 算法, 计算得到 $d_1/d_2 = 0.47630 < T_{g2NN}$, $d_2/d_3 = 0.78820 > T_{g2NN}$, 因此仅认为 x_1 和 x_0 匹配, 忽略了 x_2, x_3 和 x_0 的匹配关系。由此可见, 使用 Rg2NN 算法可以准确计算出全部匹配特征点, 而 g2NN 算法会漏掉某些特征点之间的匹配关系。

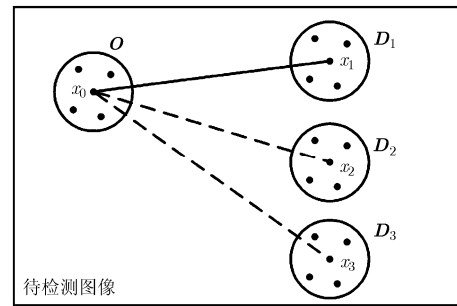


图 1 Rg2NN 特征点匹配示例

3 基于 Rg2NN 的图像多重复制粘贴篡改检测

本文提出一种用于检测数字图像多重复制粘贴篡改的算法。算法总共分为 4 步:

(1) 特征提取。给定待检测图像, 使用特征提取算法计算待检测图像中的特征点。

(2) 特征匹配。计算每个特征点的近邻, 并使用 Rg2NN 算法从近邻特征点计算匹配特征点。

(3) 特征点区域划分。根据匹配特征点之间的仿射变换关系对特征点的区域进行划分。

(4) 多重复制粘贴区域定位。计算每块复制粘贴区域的轮廓, 把所有区域轮廓叠加, 得到检测结果。

表 1 特征点之间的距离

i	1	2	3	4	5
d_i	0.06280	0.13185	0.16728	0.43671	0.43883
d_i / d_{i+1}	0.47630	0.78820	0.38305	0.99517	

在以下各小节中,将对算法的4个步骤进行详细阐述。

3.1 特征提取算法

文献[20]提出的尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法在计算机视觉领域应用广泛。文献[16]提出SURF算法,在各方面性能(比如可重复性、区分性、鲁棒性等)都接近甚至超过SIFT,而且在运算速度上比SIFT更胜一筹。本文选用SURF特征检测算法。

3.2 Rg2NN 特征匹配算法

使用BBF算法对所有特征点计算近邻后,在特征匹配阶段,使用Rg2NN算法。如上文所述,Rg2NN算法比g2NN算法计算出来的匹配特征点更加准确,能够避免g2NN算法对匹配特征点的遗漏情况。

3.3 特征点区域划分

文献[15]提出一种只考虑特征点的坐标,而不考虑特征点匹配关系的区域划分算法。其缺点有2个:(1)不能区分距离较近的复制粘贴区域,(2)不能区分特征点分布不均匀的复制粘贴区域。为了解决该问题,文献[18]提出一种基于杰卡德距离连接^[21](Jaccard distance Linkage, J-Linkage)的算法,把拥有同样仿射变换的特征点归为一类。

3.4 多重复制粘贴区域定位

假设有 n 对匹配的复制粘贴区域,分别计算各对区域之间的仿射变换矩阵 $\{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 。把 T_i 及其逆矩阵 T_i^{-1} 作用于待检测图像 I_o ,得到前向仿射变换图像 I_f 和后向仿射变换图像 I_b 。使用零均值归一化互相关(Zero mean Normalized Cross-Correlation, ZNCC)算法分别计算 I_o 和 I_f, I_b 的相关性^[18]。去除高斯白噪声后,用阈值 T_{BW} 把结果二值化,去掉面积小于图像面积 A_{small} 的孤立区域,最后使用数学形态学^[22]方法连通区域,去除空洞。对每个 T_i 进行上述计算,把所有结果叠加,得到复制粘贴区域定位结果。

4 实验结果与分析

本文提出的算法在Matlab R2012上进行实验,运行环境为个人PC机,CPU主频2.2 GHz,内存4 GB。实验中使用的参数如表2所示。参数阈值的选择将在第4.3节进行实验分析。

4.1 测试图库集

本文实验使用的测试图库集以INRIA Copydays dataset^[23]为基础,对图像进行多重复制粘贴篡改。在原始图像中选择一块或几块任意形状、任意尺寸的区域,复制后,在图像中进行一次或多

表2 实验中使用的参数

参数名称	参数值	说明
T_{Rg2NN}	0.5	Rg2NN算法中相邻距离比值的阈值(第2.2节)
N_{pix}	20	在 N_{pix} 像素之外的区域寻找匹配点(第2.2节)
T_{BW}	0.7	把ZNCC二值化时使用的阈值(第3.4节)
A_{small}	0.02%	去掉ZNCC中面积小于 A_{small} 的孤立区域(第3.4节)

次粘贴。为了使篡改区域和原始区域更好地融合,可以把篡改区域缩放0.8~1.2倍,旋转0~180°之间的任意角度,并模糊边缘。将INRIA Copydays dataset中的157张图像进行上述处理后,生成157张多重复制粘贴篡改图像。

本文测试图库集中的示例图像如图2所示。其中,图2(a)和图2(d)分别为INRIA Copydays dataset中文件名为201300和207000的未被篡改的图像,图2(b)和图2(e)分别为其经过复制粘贴篡改的图像,图2(c)和图2(f)分别为被篡改图像的复制粘贴区域显示。多重复制粘贴篡改有两种情况:(1)多块区域分别被复制后粘贴到其他多个地方,如图2(c)所示。(2)一块区域被复制后被粘贴到多个地方,如图2(f)所示。把201300图像的A0区域复制后,竖直向下位移305像素,水平向左位移468像素,缩放0.9倍,并逆时针旋转6°后,粘贴于图像中,得到A1区域,如图2(c)所示。其他区域的篡改方法类似,不再赘述。

4.2 评测标准

使用像素检测准确率(Pixels Detection Accuracy, PDA)和像素虚警率(Pixel False Positive, PFP)对算法进行量化评估^[19]。其中,PDA指被复制粘贴的像素实际被检测到的概率,PFP指检测为复制粘贴区域而实际上不是复制粘贴区域的像素个数占检测为复制粘贴区域的像素个数的比值。

$$R_{PDA} = |\tilde{\Phi} \cap \Phi| / |\Phi| \quad (1)$$

$$R_{PFP} = |\tilde{\Phi} - \Phi| / |\tilde{\Phi}| \quad (2)$$

其中, R_{PDA} 表示计算得到的像素检测准确率, R_{PFP} 表示计算得到的像素虚警率。 Φ 为复制粘贴区域的实际像素, $\tilde{\Phi}$ 为被检测为复制粘贴区域的像素。 $|x|$ 为 x 中的像素个数。

另外,使用复制粘贴区域块数检测成功率(Block Detection Rate, BDR)表示算法检测出来的复制粘贴区域的块数占被篡改图像复制粘贴区域总块数的比率:



图 2 测试图像示例

$$R_{BDR} = |B_{det}| / |B_{total}| \quad (3)$$

其中, $|B_{det}|$ 表示检测出来的复制粘贴区域的块数, $|B_{total}|$ 表示复制粘贴区域的实际总块数。 R_{BDR} 表示计算得到的复制粘贴区域块数检测成功率。

4.3 性能分析

Rg2NN 算法中的各个参数对算法的检测性能有不同的影响, 调整各参数, 找出最佳阈值。

以 0.05 为步长, 在 0.1 到 0.9 范围内对 T_{Rg2NN} 进行调整, 画出真阳性率(True Positive Rate, TPR)和假阳性率(False Positive Rate, FPR)的受试者工作特征(Receiver-Operator Characteristics, ROC)曲线, 如图 3(a)所示。其中, TPR 表示篡改图像被成功识别的比率, FPR 表示原始图像被识别为篡改图像的比率(在图像中计算出 4 对具有相同仿射变换关系的匹配特征点时, 即把该图像判断为篡改图像)。在 T_{Rg2NN} 为 0.5 时, 取得最佳值, 此时 $TPR=0.9873$, $FPR=0.051$ 。 N_{pix} 设为 0 或 5 时, 虽然 PDA 较高, 但距离过近的特征点因为相似的纹理特征被

误判为匹配特征点, 所以 PFP 非常高。 N_{pix} 设为 10 到 40 之间的值时, 均可得到理想的结果, 本文实验中设为 20。把 T_{BW} 以 0.05 为步长, 从 0.1 到 0.9 进行调整, PDA 和 PFP 的 ROC 曲线如图 3(b)所示。 T_{BW} 设为 0.7 时取得最佳结果。当 A_{small} 为 0.01% 和 0.02% 时, 均不会把较小的复制粘贴区域误当作噪声, 而且 A_{small} 为 0.02% 时滤除噪声的效果更好。当 A_{small} 大于 0.02% 时, 虽然可以滤除更多的噪声, 但也会误删除较小的复制粘贴区域, 导致 PDA 降低, 如图 3(c)所示。

4.4 算法比较

能够对多重复制粘贴篡改进行检测的算法除 Rg2NN 和 g2NN 外, 还有文献[19]的算法。文献[19]提出, 对图像循环使用检测算法, 每次检测出一对复制粘贴区域, 在下次检测时, 掩盖上次计算出来的复制粘贴区域, 不再提取其中的特征点。把每次循环的计算结果合并在一起, 得到最终多重复制粘贴篡改检测结果。把这种方法和 SURF 特征提取算

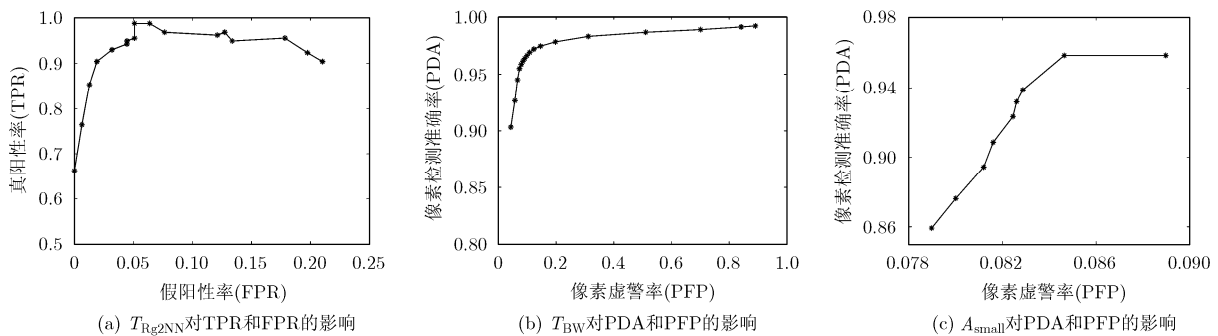


图 3 算法参数对检测性能的影响

法、2NN 特征匹配算法相结合，以便能够和本文算法比较。

文献[19]的缺陷是当复制粘贴区域块数为奇数时，不能得到准确的检测结果。g2NN 算法计算匹配特征点时不够准确全面，因此在计算复制粘贴区域轮廓时会漏检某些区域或不够精确。分别使用 g2NN 算法、文献[19]算法和 Rg2NN 算法对图 2 中的篡改图像进行检测，计算结果如图 4 所示。

4.5 鲁棒性测试

图像被篡改后，通常会被加入高斯白噪声或使用 JPEG 算法进行有损压缩，以降低图像质量，增加图像取证的难度。对测试图库集中的所有被篡改图像使用 JPEG 算法进行压缩，压缩后的图像质量分别为 100, 90, 80, 70 和 60。分别使用 2NN 算法、g2NN 算法、文献[19]算法和 Rg2NN 算法对压缩后的图像进行检测，BDR, PDA 和 PFP 分别如图

5(a)~5(c)所示。对图像加入不同程度的高斯白噪声后，图像的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)分别为 50, 45, 40, 35 和 30。分别使用 2NN 算法、g2NN 算法、文献[19]算法和本文提出的 Rg2NN 算法对加入高斯白噪声的图像进行检测，BDR, PDA 和 PFP 分别如图 6(a)~6(c)所示。

由图 5 和图 6 可以看出，受 JPEG 有损压缩或高斯白噪声影响，随着图像质量的下降，g2NN 算法、文献[19]算法和 Rg2NN 算法的 BDR 和 PDA 均呈下降趋势，PFP 呈上升趋势。但在不同的图像质量下，Rg2NN 算法的结果均优于 g2NN 算法和文献[19]算法。2NN 算法不能解决多重复制粘贴篡改检测问题，只能在图像中检测出两块复制粘贴区域，所以其 PDA 较低，PFP 也较低。

4.6 计算时间

由于 Rg2NN 算法采用逆序方式计算匹配特征

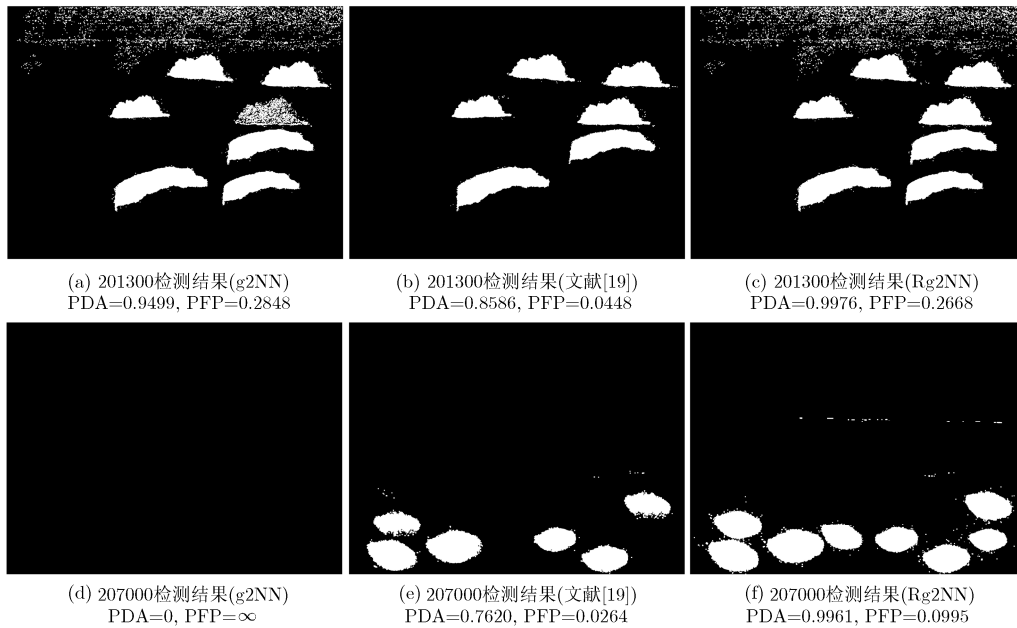


图 4 多重复制粘贴篡改检测结果

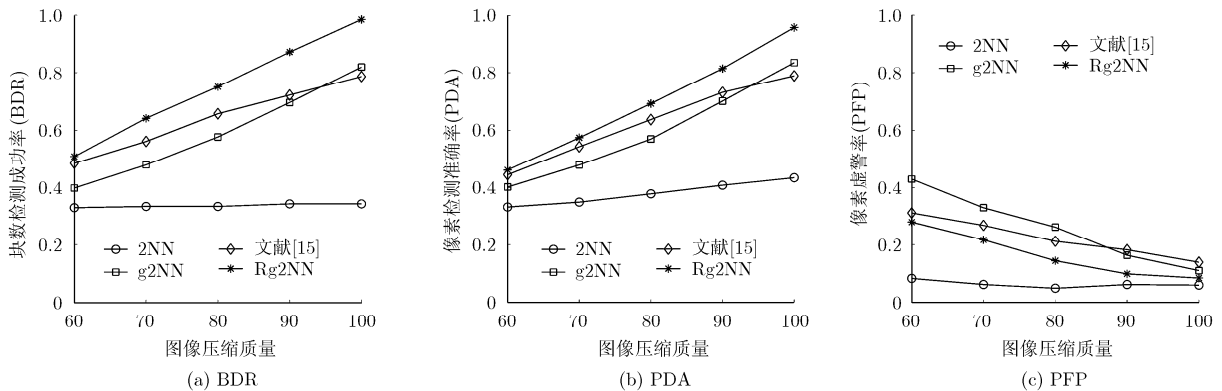


图 5 JPEG 有损压缩对算法的影响

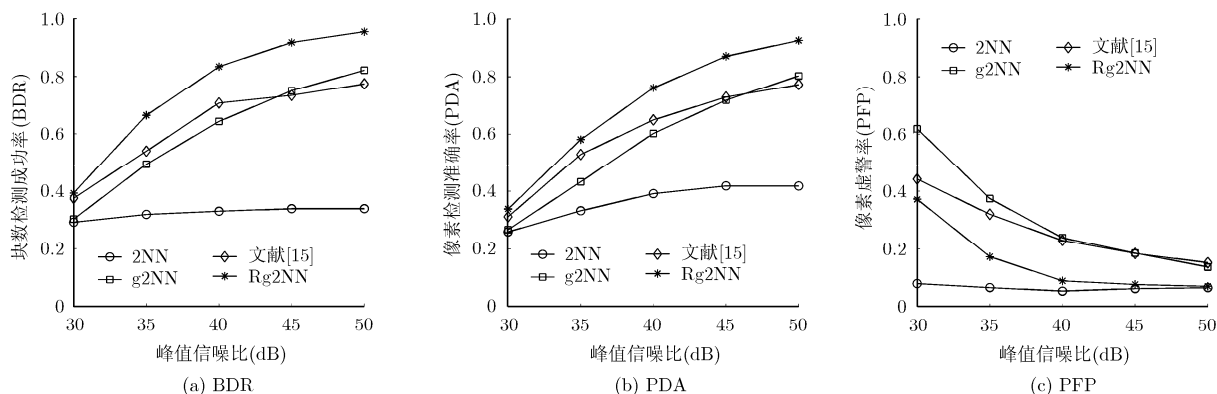


图 6 高斯白噪声对算法的影响

点, 需要比 g2NN 算法计算更多相邻距离的比值, 因此 Rg2NN 算法比 g2NN 算法的计算时间更长。另外, 由于 Rg2NN 算法计算得到的匹配特征点更多更加准确, 因此在对特征点进行区域划分和对多重复制粘贴区域进行定位时也需要更多的计算时间。2NN 算法只比较最近距离和次近距离的比值, 因此计算时间少于 g2NN 算法。文献[19]算法需要反复对图像进行特征提取, 计算匹配特征点, 因此也比较耗时。使用本文的测试图库集进行实验, Rg2NN 算法的平均计算时间为 44.00 s, 2NN 算法为 20.48 s, g2NN 算法为 24.79 s, 文献[19]算法为 53.37 s。

5 结束语

本文提出一种数字图像多重复制粘贴篡改检测算法, 首先提取待检测图像中的 SURF 特征点, 然后使用 BBF 算法对每个特征点计算近邻, 并使用 Rg2NN 算法计算匹配特征点, 根据特征点之间的仿射变换关系划分特征点区域, 最后对多重复制粘贴区域进行定位。该算法采用逆序方式计算特征点匹配对, 避免了 g2NN 算法中匹配特征点的漏检情况, 当待检测图像中有多重复制粘贴篡改发生时, 可以更加准确的计算出特征点之间的仿射变换关系, 并准确计算出每块复制粘贴区域。

参考文献

- [1] Qazi T, Hayat K, Khan S U, *et al.* Survey on blind image forgery detection[J]. *IET Image Processing*, 2013, 7(7): 660-670.
- [2] Al-Qershi O M and Khoo B E. Passive detection of copy-move forgery in digital images: state-of-the-art[J]. *Forensic Science International*, 2013, 231(1/3): 284-295.
- [3] Ali Qureshi M and Deriche M. A review on copy move image forgery detection techniques[C]. Proceedings of the 11th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), Barcelona, Spain, 2014: 1-5.
- [4] 王青, 张荣. 基于 DCT 系数双量化映射关系的图像盲取证算

法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(9): 2068-2074.

- Wang Qing and Zhang Rong. Exposing digital image forgeries based on double quantization mapping relation of DCT coefficient[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(9): 2068-2074.
- [5] Wu Y, Deng Y, Duan H, *et al.* Dual tree complex wavelet transform approach to copy-rotate-move forgery detection[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2014, 57(1): 1-12.
- [6] Wang W, Dong J, and Tan T N. Exploring DCT coefficient quantization effects for local tampering detection[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2014, 9(10): 1653-1666.
- [7] Niu S Z, Meng X Z, and Cui H L. Digital image forensics using orthogonal 1-D objects[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2014, 23(3): 545-549.
- [8] Liu B, Pun C M, and Yuan X C. Digital image forgery detection using JPEG features and local noise discrepancies [J]. *The Scientific World Journal*, 2014(1): 1-12.
- [9] Fridrich A J, Soukal B D, and Lukáš A J. Detection of copy-move forgery in digital images[C]. Proceedings of the Digital Forensic Research Workshop, Cleveland, USA, 2003: 55-61.
- [10] Popescu A C and Farid H. Exposing digital forgeries by detecting duplicated image regions[R]. Department of Computer Science, Dartmouth College, 2004.
- [11] 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.
- [12] Bo X, Junwen W, Guangjie L, *et al.* Image copy-move forgery detection based on SURF[C]. Proceedings of the International Conference on Multimedia Information Networking and Security (MINES), Nanjing, China, 2010: 889-892.
- [13] Mishra P, Mishra N, Sharma S, *et al.* Region duplication forgery detection technique based on SURF and HAC[J]. *The Scientific World Journal*, 2013(1): 1-8.

- [14] Chen L, Lu W, Ni J, *et al.* Region duplication detection based on Harris corner points and step sector statistics[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(3): 244-254.
- [15] 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 and Security*, 2011, 6(3): 1099-1110.
- [16] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [17] Beis J S and Lowe D G. Shape indexing using approximate nearest-neighbour search in high-dimensional spaces[C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Juan, Puerto Rico, 1997: 1000-1006.
- [18] Amerini I, Ballan L, Caldelli R, *et al.* Copy-move forgery detection and localization by means of robust clustering with J-linkage[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2013, 28(6): 659-669.
- [19] Kakar P and Sudha N. Exposing postprocessed copy-paste forgeries through transform-invariant features[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(3): 1018-1028.
- [20] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [21] Toldo R and Fusiello A. Robust multiple structures estimation with J-linkage[C]. Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision, Marseille, France, 2008, 5302: 537-547.
- [22] Suzuki S. Topological structural analysis of digitized binary images by border following[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1985, 30(1): 32-46.
- [23] Jegou H, Douze M, and Schmid C. Hamming embedding and weak geometric consistency for large scale image search[C]. Proceedings of the 10th European Conference on Computer Vision, Marseille, France, 2008, 5302: 304-317.
- 李 岩： 男，1982年生，博士，研究方向为数字图像取证。
- 刘 念： 男，1981年生，博士，讲师，研究方向为云存储加密、数据挖掘、图像取证。
- 张 斌： 男，1980年生，博士，工程师，研究方向为网络攻防技术、信息安全认证认可体系研究、信息隐藏等。
- 袁开国： 男，1982年生，博士，讲师，研究方向为密码学、数字水印。
- 杨义先： 男，1961年生，博士，教授，研究方向为灾备技术、网络与信息攻防等。