

图像镜像复制粘贴篡改检测中的 FI-SURF 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 信息安全系, 北京 100070; 3. 中国信息安全认证中心, 北京 100020)

摘要: 针对数字图像版权中的复制粘贴篡改问题, 提出 FI-SURF (flip invariant SURF)算法。研究了当图像经过镜像翻转后 SURF (speeded-up robust features)特征描述符的排列变化关系。提取 SURF 特征点后, 将其特征描述符重新排序, 即使复制粘贴区域经过镜像翻转, 对应的特征点依然可以进行匹配。实验证明, FI-SURF 算法在保留 SURF 算法运算速度快、顽健性强等优点的前提下, 可有效检测出经过镜像翻转的复制粘贴区域, 计算出复制粘贴区域的轮廓。

关键词: SURF; 特征点; 图像取证; 镜像翻转

中图分类号: TP751

文献标识码: A

FI-SURF algorithm for image copy-flip-move forgery detection

LI Yan¹, LIU Nian², ZHANG Bin³, YUAN Kai-guo¹, YANG Yi-xian¹

(1. Information Security Center, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. Department of Information Security, Beijing Electronic Science and Technology Institute, Beijing 100070, China;

3. China Information Security Certification Center, Beijing 100020, China)

Abstract: FI-SURF (flip invariant SURF) algorithm was proposed, for the consideration of the copy-move forgery detection of digital images. The arrangement of the SURF (speeded-up robust features) descriptor after image flip was studied. After extract the SURF interest points, rearrange the descriptors, the interest points can still be matched even under the condition of copy-flip-move. The experiment results show that FI-SURF not only reserved the advantage of SURF, but also can detect the copy-flip-move forgery, and can locate the duplicated region.

Key words: SURF; interest point; image forgery; copy-flip-move

1 引言

随着数字影像技术的进步和互联网的发展, 数字图像的应用越来越广泛。然而, 正是由于数字图像易于传播和修改等特点, 人们对数字图像的信任程度越来越低。图像处理软件的功能越来越强大, 使得对数字图像的修改变得越来越容易。即使非专业人士也可以使用诸如 Adobe Photoshop 这样的软件轻松地对图像内容进行篡改, 而不会留下任何视觉可见的痕迹。大量被篡改的图像充斥于人们的工

作和生活中, 甚至出现在媒体、科学研究和法庭等严肃场合。数字图像不能够再提供“所见即所得”的信息, 对数字图像的真伪进行辨别成为一件迫在眉睫的事情。

复制粘贴是一种简单易行而且常见的图像篡改方式。使用 Adobe Photoshop 等图像编辑软件, 几乎所有人都可以对图像进行复制粘贴篡改, 而且篡改痕迹在视觉上很难察觉。复制粘贴篡改的目的是要隐藏某些不想要的人或物, 或者增加图像中某些物体的数量。通常, 在复制粘贴篡改之后, 会对

收稿日期: 2014-08-11; 修回日期: 2014-11-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61121061); 新闻出版署基金资助项目(GXTC-CZ-1015004/15-1); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(BUPT2012RC0217)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(61121061); General Administration of Press and Publication of the People's Republic of China(GXTC-CZ-1015004/15-1); Fundamental Research Funds for the Central Universities (BUPT2012RC0217)

粘贴区域做一些后处理，比如有损压缩、加噪声、模糊和镜像翻转等。这样既可以在视觉上更好地隐藏篡改痕迹，而且可以使篡改不会轻易被图像取证手段检测出来。

复制粘贴篡改检测是图像取证领域的一个热点问题，近年来有很多相关论文发表^[1-3]。复制粘贴篡改检测大致可以分为2类：基于块的检测方法和基于特征点的检测方法。

Fridrich^[4]首先提出使用穷举搜索的方法进行复制粘贴篡改检测，并且提出了一种基于离散余弦变换（DCT, discrete cosine transform）的块匹配方法。使用穷举搜索的方法进行复制粘贴篡改检测的弊端是：①计算量大；②对篡改后的图像加入噪声或者进行多重压缩后，不能检测出复制粘贴篡改。Popescu 和 Farid^[5]提出一种基于主成分分析（PCA, principal component analysis）的方法对图像进行复制粘贴篡改检测，这种方法明显减少了计算时间，并对加性噪声和有损压缩有较好的顽健性。

使用基于块的方法进行复制粘贴篡改检测有较高的虚警率，并且对几何变形、镜像翻转、亮度改变和模糊等攻击的顽健性不好^[6]。针对这些问题，有学者提出使用基于特征点匹配的检测方法。当图像经过复制粘贴篡改后，被复制的源区域和目标区域的特征点存在很强的相似性。因此对图像提取特征点后，根据特征点的匹配情况就可以判断图像是否经过了复制粘贴篡改^[7]。

Lowe 等人提出 SIFT^[8]（scale invariant feature transform）算法，在图像检索、匹配等领域应用广泛，但 SIFT 算法的特征检测速度较慢。Bay 等人提出 SURF^[9]算法，在各方面性能（比如可重复性、区分性、顽健性等）都接近甚至超过 SIFT，而且在运算速度上比 SIFT 更胜一筹。这得益于 SURF 算法把积分图像和 Haar 小波响应结合在一起，从而能够快速捕捉到特征点周围的纹理特性。

近年来，有学者^[10-13]使用 SURF 方法对图像进行复制粘贴篡改检测和图像检索，但这些都未在论文中都没有提到如何检测出经过镜像翻转的图像区域。为了解决这个问题，本文在 SURF 算法的基础上，对其进行改进，提出了 FI-SURF 算法。本文研究了图像经过镜像翻转前后提取的 SURF 特征描述符的区别，找到特征描述符排列顺序的变化规律。在特征匹配阶段，FI-SURF 算法不但计算特征描述符本身的匹配情况，而且计算经过镜像翻转的特征描述

符的匹配情况，使其在保留 SURF 算法原有特性的情况下，同时对带有镜像翻转的复制粘贴篡改有较好的检测能力。借鉴文献[7, 14]的方法，FI-SURF 算法不仅可以检测到由于复制粘贴篡改引起的特征点匹配，而且可以对复制粘贴区域的轮廓进行精确定位。

2 SURF

SURF 算法是由 BAY H 在文献[9]中提出的，它能够提取并描述图像中的特征点。SURF 算法对特征点的检测基于尺度空间理论。

在 SURF 算法中，使用二阶 Hessian 矩阵的近似值做特征点检测，并且使用方框滤波器代替二阶高斯滤波器。把 Hessian 矩阵的近似值和积分图像相结合，大大减少了计算时间。

图像中的某点 \mathbf{x} 在尺度 σ 上的 Hessian 矩阵定义为

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) \\ L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma) & L_{yy}(\mathbf{x}, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中， $L_{xx}(\mathbf{x}, \sigma)$ 是高斯二阶导数 $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$ 和图像在点 \mathbf{x} 的卷积。 $L_{xy}(\mathbf{x}, \sigma)$ 和 $L_{yy}(\mathbf{x}, \sigma)$ 的定义与此类似。

Hessian 矩阵的行列式为

$$\det(\mathbf{H}) = L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2 \quad (2)$$

尺度为 $\sigma=1.2$ 的高斯函数近似表示为 9×9 的方框滤波器，如图 1 所示。在不同方向的高斯二阶导数在图 1 中近似表达记为 D_{xx} 、 D_{yy} 和 D_{xy} 。从而，Hessian 矩阵的行列式可以近似记为

$$\det(\mathbf{H}_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (3)$$

其中， ω 为相对权重，用于平衡 Hessian 行列式。在实际应用中， ω 的值可以固定为 0.9，不会对实验结果产生重大影响。

为了对图像旋转具有不变性，在以特征点为圆心， $6s$ 为半径的圆形区域内计算 x 方向和 y 方向的 Haar 小波响应系数。其中， s 是特征点所在的尺度。Haar 小波响应系数以向量形式表示。在 $\pi/3$ 的扇形窗口内计算 x 方向和 y 方向的 Haar 小波响应系数之和，得到新的向量。滑动扇形窗口，遍历整个圆形区域，把最长向量的方向作为特征点的主方向。

为了提取特征描述符，构建一个尺寸为 $20s$ 的

正方形区域, 并把这个正方形区域划分为 4×4 的子区域, 每个子区域内规则分布着 5×5 个采样点, 如图 2 所示。分别计算 x 方向的 Haar 小波响应 d_x 和 y 方向的小波响应 d_y , 并分别求得每个子区域内 d_x 和 d_y 的和。为了得到图像的亮度变化情况, 计算 d_x 和 d_y 绝对值的和。于是, 每个子区域用四维向量表示为

$$V = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|) \quad (4)$$

把每个子区域的描述向量连接起来, 得到该特征点的长度为 64 的特征向量。

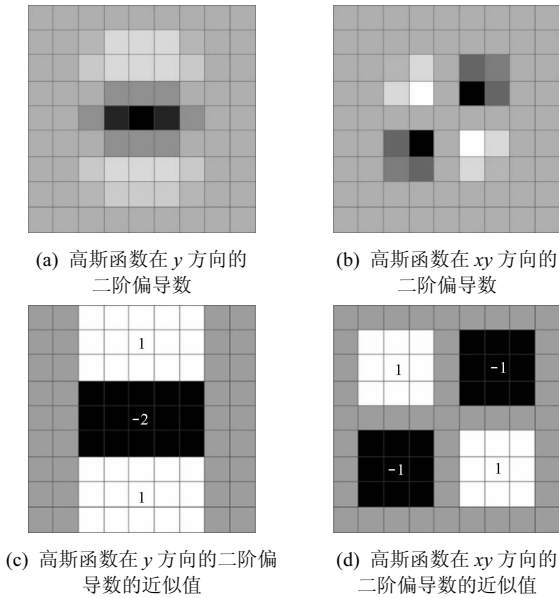


图 1 SURF 算法使用的方框滤波器

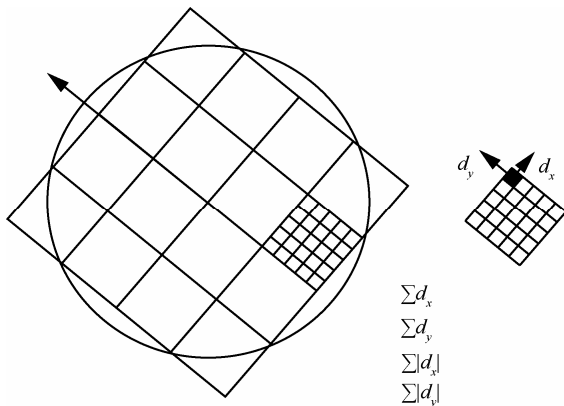


图 2 SURF 特征描述符

3 FI-SURF 算法

本文提出一种基于 SURF 的复制粘贴篡改检测算法 FI-SURF, 该算法保留了 SURF 运算速度快,

顽健性强等特点, 并且弥补了 SURF 算法在镜像翻转检测方面的缺陷。该算法的整体方案如图 3 所示。总共分为 4 步: ①特征点提取; ②特征点匹配; ③计算复制粘贴区域的几何形变; ④复制粘贴区域定位。

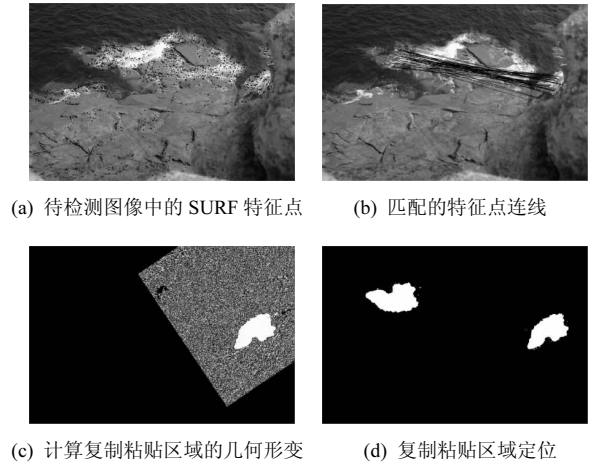


图 3 FI-SURF 算法总体方案

3.1 特征提取算法

如本文第 2 节所述, 使用 SURF 算法提取图像中的特征点, 每个特征点用 64 维特征向量表示。需要找到合适数量的特征点。如果特征点太少, 那么将会很难找到复制粘贴区域。如果特征点太多, 那么在匹配阶段会花费较多的时间。

如果使用 SURF 算法中的特征向量进行匹配的话, 不能检测出被镜像翻转的复制粘贴区域。因为复制粘贴区域被镜像翻转后, 从该区域提取出来的特征描述符内部改变了原有向量的排列顺序, 所以不能和原特征描述符匹配^[15]。本文重新设计了 SURF 特征描述符内部的排列方式, 使得其可以检测出被镜像翻转的复制粘贴区域。

如图 4 所示, 图 4(a)表示图像在没有经过镜像翻转情况下的一个 20×20 的正方形区域, 该区域被分成 4×4 的子区域。每个子区域中包含一组 4 维向量 $(\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$, 把图 4(a)中的 16 个子区域的向量按照从左到右, 从上到下的顺序连接起来如图 4(c)所示。当图像经过镜像翻转后, 这个 20×20 的正方形区域中的子区域的排列关系如图 4(b)所示。如果还按照原来从左到右, 从上到下的顺序连接各子区域中的四维向量, 那么提取出来的特征描述符如图 4(d)所示。显然, 如果用图 4(d)中的特征描述符和图 4(c)中的特征

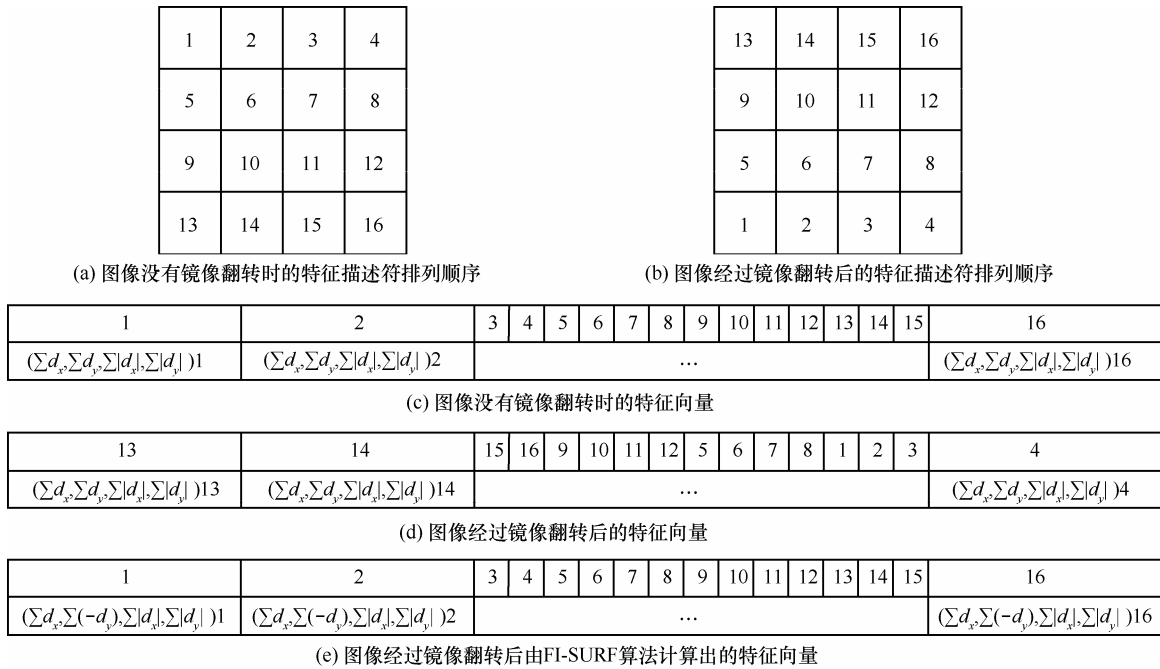


图 4 图像经过镜像翻转后特征向量的排列变化

描述符进行匹配，会匹配不成功，即 SURF 算法不认为这 2 个点相似。

为了使图 4(b)中的特征描述符和图 4(a)中的特征描述符能够匹配成功，在本文提出的 FI-SURF 算法中对每对特征点进行 2 次匹配。第 1 次匹配时，不对图 4(a)和图 4(b)中的特征描述符做任何改变，直接进行匹配。第 2 次匹配时，先将图 4(b)中的特征描述符做如下 2 步变换再和图 4(a)中的特征描述符进行匹配。

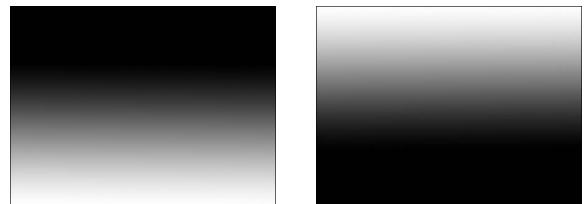
1) 改变图 4(b)中的特征描述符向量的排列顺序，从最下面一行开始按照从左到右，从下到上的顺序依次连接每个子区域的四维向量。

2) 改变每个子区域的四维向量中的第 2 个向量（即 $\sum d_y$ ）的符号。原来 $\sum d_y$ 的符号为正的，改为负，原来为负的，改为正。

因为镜像翻转不但改变子区域的排列顺序，而且改变 $\sum d_y$ 的符号。 $\sum d_y$ 表示在 y 方向的 Haar 小波响应，由于经过镜像翻转的图像在 y 方向和原图像正好相反，所以改变了 $\sum d_y$ 的符号，如图 5 所示。子区域 4 维向量中的其他元素不受镜像翻转的影响，因而没有变化。

经过如上 2 步操作后，图 4(b)的特征描述符如图 4(e)所示。

以上是以垂直镜像翻转为例分析特征描述符的变化。实际上，任何方向的镜像翻转都可以看作先做垂直方向的镜像翻转，然后旋转合适的角度。因此本文提出的方法适用于任何方向的镜像翻转（如图 5 所示）。



(a) 图像的灰度变化 (b) 图像经过镜像翻转后的灰度变化

图 5 图像的镜像翻转

3.2 特征匹配算法

提取特征点后，对特征点进行匹配。图像中距离较近的点有可能因为具有相同的纹理特性，使得它们的特征描述符很相似。但是，这样匹配的点不是本文算法所需要的，因为它们不是由于复制粘贴操作引起的匹配。为了避免发生这样的情况，计算某点和其他点的匹配关系时，要在一定像素范围之外的区域寻找与之匹配的特征点^[16]。

文献中使用的特征点匹配算法主要有以下 3 种。

1) 欧几里德最小距离法。在待检测图像中，提取出特征点集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，对应的特征

描述符是 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ 。为了寻找和 x_1 相匹配的特征点，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。如果 f_i 和 f_j 的欧几里德距离小于给定阈值 $T_{\min-dis}$ ，那么认为点 x_1 和点 x_j 匹配。其他点的计算方法与此类似。因为 SURF 特征描述符的维数很高（64 维），变化空间大，所以用这种方法寻找匹配特征点的准确率较低^[17]。

2) 2NN 算法。为了克服方法 1 的缺陷，文献[8]中提出 2NN 匹配算法。在该算法中，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 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{n-1}\}$ 。计算最近距离和次近距离的比值 $R = d_1/d_2$ 。如果 R 小于给定阈值 T_{2NN} ，那么认为 f_1 和距其 d_1 距离的特征点匹配。这种方法的缺陷是不能检测到图像中的一块区域被复制后，在多处粘贴的情况^[17]。

3) g2NN 算法。为了解决方法 2 中不能检测一块区域被多处粘贴的情况，文献[17]提出了 g2NN 算法。在 SURF 这样高维的特征空间中，若给定几个不相似的点，那么它们之间的特征描述符距离较大，而且这些距离的值比较接近。若 2 个点相似，那么它们特征描述符的距离非常小。在 2NN 算法中，若最小距离 d_1 和次小距离 d_2 的比值小于给定阈值 T_{2NN} ，那么认为这 2 个点相似。在 g2NN 算法中，不仅考虑最小距离和次小距离的比值，而且考虑 d_i 和 d_{i+1} 的比值。依次计算 $R_i = d_i/d_{i+1}$ ($i=1, 2, \dots, n-2$)，若 $R_k < T_{g2NN}$ ($1 \leq k \leq n-2$)，且 $R_{k+1} \geq T_{g2NN}$ ，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。

在对以上 3 种匹配算法进行分析比较后，本文拟采用 g2NN 算法。

3.3 复制粘贴区域的几何形变计算

在待检测图像中找到匹配的特征点之后，可以计算出复制粘贴的源区域和目标区域之间的几何形变关系。图像中的几何形变，比如旋转、缩放等都属于仿射变换^[14]。给定图像中复制粘贴源区域中的某点 $\mathbf{x} = (x, y)^T$ ，其在复制粘贴的目标区域中匹配的对应点为 $\mathbf{x}' = (x', y')^T$ 。其坐标对应关系可以用一个 2×2 的仿射变换矩阵 \mathbf{T} 和位移矢量 \mathbf{x}_0 表示

$$\mathbf{x}' = \mathbf{T}\mathbf{x} + \mathbf{x}_0 \quad (5)$$

或

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} \\ t_{21} & t_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

至少需要不共线的 3 个点才能从式(6)解得仿射变换矩阵 \mathbf{T} 和位移矢量 \mathbf{x}_0 。而实际上，特征点的匹配可能存在误差，因此本文使用最小二乘法求解。构建目标函数为

$$L(\mathbf{T}, \mathbf{x}_0) = \sum_{i=1}^N \|\mathbf{x}'_i - \mathbf{T}\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_0\|_2^2 \quad (7)$$

其中， $\mathbf{x}_i \in (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)$ 是复制粘贴源区域中的某点， $\mathbf{x}'_i \in (\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \dots, \mathbf{x}'_n)$ 是复制粘贴目标区域中和 \mathbf{x}_i 相匹配的点。寻找合适的 \mathbf{T} 和 \mathbf{x}_0 ，使式(7)取得最小值。

在特征点匹配阶段有可能产生错误的匹配对，用这样的特征点计算 \mathbf{T} 和 \mathbf{x}_0 会产生误差，因此本文把最小二乘法和随机抽样一致性 (RANSAC^[18], random sample consensus) 算法结合使用，剔除掉错误的匹配对，求得最准确的 \mathbf{T} 和 \mathbf{x}_0 。RANSAC 算法循环执行以下 5 步^[12]。

1) 随机选取 3 组匹配的特征点，求得仿射变换矩阵 $\tilde{\mathbf{T}}$ 和位移矢量 $\tilde{\mathbf{x}}_0$ 。

2) 用第 1) 步中计算出来的 $\tilde{\mathbf{T}}$ 和 $\tilde{\mathbf{x}}_0$ 计算其余各点经过变换后的坐标，并计算该结果和各点对应的真实坐标的差值。

3) 如果某点的计算结果和其真实坐标的差值小于给定阈值 T_{dis} ，则认为该点为局内点，否则为局外点。

4) 统计在此轮计算中局内点的个数。

5) 随机选择另外 3 组匹配的特征点，重新执行步骤 1)~4)，如果重新计算得到的局内点个数大于以前计算得到的局内点的最大个数，则保存新的计算结果 $\tilde{\mathbf{T}}$ 和 $\tilde{\mathbf{x}}_0$ 。

3.4 复制粘贴区域定位

计算出复制粘贴区域的几何形变之后，使用本文提出的算法可以进行复制粘贴区域的计算^[7,14]，显著标识出复制粘贴区域的轮廓范围。

把 3.3 节计算得到的仿射变换矩阵 \mathbf{T} 和位移矢量 \mathbf{x}_0 作用于整幅待检测图像，得到待检测图像 I_{origin} 的前向仿射变换图像

$$I_{forward} = \mathbf{T}I_{origin} + \mathbf{x}_0 \quad (8)$$

把仿射变换逆矩阵 \mathbf{T}^{-1} 和反方向的位移矢量 \mathbf{x}_0 作用于整个待检测图像，得到待检测图像 I_{origin} 的后向仿射变换图像

$$I_{back} = \mathbf{T}^{-1}(I_{origin} - \mathbf{x}_0) \quad (9)$$

如果把前向仿射变换图像 I_{forward} 和待检测图像 I_{origin} 重叠, 那么复制粘贴区域的其中一块 (无法区分是复制粘贴源区域还是目标区域) 将会重合。如果把后向仿射变换图像 I_{back} 和待检测图像 I_{origin} 重叠, 那么复制粘贴区域中的另外一块将会重合。如图 3(c) 所示。这就是复制粘贴区域定位的原理。

本文使用 ZNCC (zero mean normalized cross-correlation) 表示 2 幅图像的相似性^[7]。前向仿射变换图像 I_{forward} 和待检测图像 I_{origin} 的相似性计算为

$$F_{\text{ZNCC}}(x) = \frac{\sum_{v \in \Omega(x)} (I_{\text{origin}}(v) - \bar{I}_{\text{origin}}) (I_{\text{forward}}(v) - \bar{I}_{\text{forward}})}{\sqrt{\sum_{v \in \Omega(x)} (I_{\text{origin}}(v) - \bar{I}_{\text{origin}})^2 (I_{\text{forward}}(v) - \bar{I}_{\text{forward}})^2}} \quad (10)$$

其中, $\Omega(x)$ 表示图像中以坐标 x 为中心的周围 7 个像素的值, $I_{\text{origin}}(v)$ 和 $I_{\text{forward}}(v)$ 分别表示待检测图像 I_{origin} 和前向仿射变换图像 I_{forward} 在坐标 v 的像素值, \bar{I}_{origin} 和 \bar{I}_{forward} 分别表示在 $\Omega(x)$ 范围内 I_{origin} 和 I_{forward} 的像素平均值。同理, 后向仿射变换图像 I_{back} 和待检测图像 I_{origin} 的相似性计算为

$$B_{\text{ZNCC}}(x) = \frac{\sum_{v \in \Omega(x)} (I_{\text{origin}}(v) - \bar{I}_{\text{origin}}) (I_{\text{back}}(v) - \bar{I}_{\text{back}})}{\sqrt{\sum_{v \in \Omega(x)} (I_{\text{origin}}(v) - \bar{I}_{\text{origin}})^2 (I_{\text{back}}(v) - \bar{I}_{\text{back}})^2}} \quad (11)$$

其中, $I_{\text{back}}(v)$ 表示后向仿射变换图像 I_{back} 在坐标 v 的像素值, \bar{I}_{back} 表示在 $\Omega(x)$ 范围内 I_{back} 的像素平均值。计算得到 F_{ZNCC} 和 B_{ZNCC} 后, 使用 3×3 的维纳 (Wiener) 滤波器去除高斯白噪声。然后使用阈值 T_{BW} 把该结果二值化, 并去掉面积小于图像面积 A 的孤立区域, 面积较小的孤立区域来自于图像中因为纹理特征带来的相关性, 而不是本文算法所关心的复制粘贴区域。最后使用数学形态学^[19]方法连通区域, 去除空洞。

经过上述处理后, 把 F_{ZNCC} 和 B_{ZNCC} 叠加在一起, 可以明确指示待检测图像中的复制粘贴区域, 如图 3(d) 所示。

4 算法分析

在 SURF 算法的基础上, 本文提出 FI-SURF 算法。通过分析图像经过镜像翻转后所提取的特征描述符的排列变化规律, 重新对特征描述符中的向量

进行排列, 使之既可以检测出不经过镜像翻转的复制粘贴篡改, 又可以检测出经过镜像翻转的复制粘贴篡改。

在待检测图像中, 若有某块区域被复制后, 粘贴于图像中的另一处位置, 则 SURF 算法和 FI-SURF 算法都可以检测出这种篡改。若该块区域被复制后, 在粘贴之前经过镜像翻转操作, 则 FI-SURF 算法可以准确检测, 而由于 SURF 算法对镜像翻转操作不具有顽健性, 所以它不能检测这种篡改。

在对图像进行复制粘贴篡改时, 为了使复制粘贴区域更好地和图像背景融合, 经常会对复制粘贴区域进行缩放、旋转等操作。由于 FI-SURF 算法保留了 SURF 算法对仿射变换具有不变性的优点, 所以这 2 种算法都可以准确检测出经过仿射变换的复制粘贴区域。

5 实验验证

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 1 所示。

表 1 实验中使用的参数

参数名称	参数值	说明
N_{pix}	20	要在其 N_{pix} 像素之外的区域寻找匹配点 (3.2 节)
T_{g2NN}	0.5	g2NN 匹配算法中相邻距离的比值 (3.2 节)
N_{S}	300	RANSAC 算法的循环次数 (3.3 节)
T_{BW}	0.7	把 ZNCC 二值化时使用的阈值 (3.4 节)
A	0.02%	去掉 ZNCC 中面积小于 A 的孤立区域 (3.4 节)

使用 FI-SURF 算法进行特征匹配时, 为了避免距离过近的点由于相似的纹理特性而产生匹配关系, 需要在一定像素范围之外计算匹配特征点。用 N_{pix} 表示该像素范围, N_{pix} 取值过小时, 会把纹理相近的区域误判为复制粘贴篡改, 取值过大时, 有可能会遗漏复制粘贴区域的匹配。权衡考虑, 在本文中 N_{pix} 设为 20。

T_{g2NN} 为 g2NN 算法中使用的阈值, 将各特征描述符与待匹配特征描述符之间的距离从小到大排序后, 计算相邻距离的比值, 根据该比值与 T_{g2NN} 的关系判断特征描述符之间的匹配情况。根据文献[17], T_{g2NN} 设为 0.5。

RANSAC 算法需要循环执行足够多的次数以

保证得到精确的结果,在本文中,RANSAC算法的循环执行次数 N_s 设为300即可找到最优解。

使用阈值 T_{BW} 将ZNCC的结果二值化,该值取0.5时可以得到二值化结果。若略高于0.5,则在得到二值化结果的同时,可以起到滤除噪声的作用,本文将 T_{BW} 设为0.7。

将ZNCC的结果二值化后,去掉面积小于图像面积 $A=0.02\%$ 的孤立区域,去掉的孤立区域的面积大小要权衡考虑,面积较大时,会降低检测的准确性,较小时,不能很好地滤除噪声。

5.1 测试图库集

本文实验使用的测试图库集 I 由3个子库组成。子库 I_A 来自于INRIA Copydays dataset^[20],该图库被广泛用于图像篡改检测。该图库中包含有157张未被篡改的彩色图像,图像尺寸从1 200×1 600像素到3 008×2 000像素不等。子库 I_B 以 I_A 为基础,对图像进行复制粘贴篡改,并做各种后处理。具

体方法如下:在原始图像中选择任意形状、任意尺寸的区域,粘贴到图像中的另一个位置。为了使篡改痕迹对肉眼不可见,可以把复制粘贴区域缩放0.8~1.2倍,旋转0~180°之间的任意角度,并且使边缘模糊以更好地与背景融合。将子库 I_A 中的157张原始图像做上述篡改后,构成子库 I_B 。为了检测本文算法对镜像翻转的检测能力,在构建子库 I_B 的过程中,将复制粘贴区域做镜像翻转后,再进行缩放、旋转等操作,构成子库 I_C 。即子库 I_A 中为未被篡改的原始图像,子库 I_B 中为不经过镜像翻转的复制粘贴篡改图像,子库 I_C 中为经过镜像翻转的复制粘贴篡改图像。每个子库中的图像数量均为157张。测试图库集 I 中共有 $157\times 3=471$ 张图像。

测试图库集 I 中的图像如图6所示。其中,图6(a)~图6(c)为未经篡改的原始图像,来自子库 I_A ,分别是INRIA Copydays dataset中的200 200、200 400



图6 测试图库集示例图像

和 202 100。图 6(d)~图 6(f)来自子库 I_B ，复制粘贴区域没有做镜像翻转。图 6(g)~图 6(i)来自子库 I_C ，复制粘贴区域和图 6(d)~图 6(f)相同，但是做了镜像翻转。图 6(d)~图 6(i)的具体篡改方法如下。

1) 把图 6 (a)下方的蔬菜复制后，顺时针方向旋转 10° ，在水平方向右移 262 像素，在竖直方向下移 57 像素后，粘贴于原图像中，得到图 6(d)。图 6(g)和图 6(d)的区别是复制粘贴区域经过了水平镜像，旋转和位移操作和图 6(d)相同。

2) 把图 6(b)右侧的小汽车复制后，放大为原来的 1.2 倍，在水平方向左移 404 像素，在竖直方向下移 82 像素后，粘贴于原图像中，得到图 6(e)。图 6(h)和图 6(e)的区别是复制粘贴区域经过了水平镜像，缩放和位移操作和图 6(e)相同。

3) 把图 6(c)左侧的小羊复制后，放大为原来的 1.1 倍，顺时针方向旋转 5° ，在水平方向左移 280 像素，在竖直方向下移 129 像素后，粘贴于原图像中，得到图 6(f)。图 6(i)和图 6(f)的区别是复制粘贴区域经过了水平镜像，缩放、旋转和位移操作和图 6(f)相同。

本文将使用测试图库集 I 进行实验，检测 FI-SURF 算法的有效性和顽健性，并和其他算法进行对比。

5.2 评测标准

使用 FI-SURF 算法可以判断图像是否经过了复制粘贴篡改，如果在 2 个区域中至少有 4 个对应的匹配点，那么认为该图像为复制粘贴篡改图像^[16]。准确率 (TPR, true positive rate) 表示篡改图像被成功识别的比率，虚警率 (FPR, false positive rate) 表示原始图像被识别为篡改图像的比率，分别定义如下

$$R_{\text{TPR}} = \frac{N_{\text{forged-forged}}}{N_{\text{forged}}} \quad (12)$$

$$R_{\text{FPR}} = \frac{N_{\text{original-forged}}}{N_{\text{original}}} \quad (13)$$

其中， R_{TPR} 和 R_{FPR} 分别表示计算得到的准确率和虚警率， $N_{\text{forged-forged}}$ 表示篡改图像被成功识别的数量， $N_{\text{original-forged}}$ 表示原始图像被识别为篡改图像的数量， N_{forged} 和 N_{original} 分别表示篡改图像和原始图像的数量。

另外，针对被篡改图像，FI-SURF 算法可以准确定位复制粘贴区域。本文使用像素检测准确率

PDA (pixels detection accuracy) 和像素虚警率 PFP (pixel false positive) 2 个指标对算法进行量化评估^[14, 16]。其中像素检测准确率指被复制粘贴的像素实际被检测到的概率

$$R_{\text{PDA}} = \frac{|\tilde{\Phi} \cap \Phi|}{|\tilde{\Phi}|} \quad (14)$$

其中， R_{PDA} 表示计算得到的像素检测准确率， Φ 为被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。

像素虚警率是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

$$R_{\text{PFP}} = \frac{|\tilde{\Phi} - \Phi|}{|\tilde{\Phi}|} \quad (15)$$

其中， R_{PFP} 表示计算得到的像素虚警率。

5.3 FI-SURF 算法检测效果

使用 FI-SURF 算法对复制粘贴篡改图像进行检测，检测效果如图 7 所示。

其中，图 7(a)~图 7(c)分别为 200 200、200 400 和 202 100 图像的有镜像翻转的篡改图像。图 7(d)~图 7(f)分别为 7(a)~图 7(c)中匹配的特征点连线。图 7(g)~图 7(i)为匹配特征点连线部分的局部放大图。根据匹配的特征点，计算出复制粘贴区域的几何形变 T ，把 T 作用于整幅待检测图像后，计算和待检测图像的相关性，得到图 7(j)~图 7(l)。白色区域表示经过几何形变后，该区域和待检测图像有较高的相关性。对图 7(j)~图 7(l)进行维纳滤波，并使用数学形态学滤除噪声后，得到复制粘贴区域，如图 7(m)~图 7(o)所示。根据式(14)和式(15)，图 7(m)的 PDA 为 0.970 5，PFP 为 0.048 4，图 7(n)的 PDA 为 0.974 2，PFP 为 0.051 1，图 7(o)的 PDA 为 0.935 8，PFP 为 0.064 5。

5.4 FI-SURF 和 SURF 的对比

FI-SURF 算法对每个特征点进行 2 次匹配，一次对特征点本身进行匹配，另一次对镜像翻转后的特征点进行匹配。所以，无论图像中的复制粘贴区域有没有经过镜像翻转，FI-SURF 算法都能检测成功。而 SURF 算法只能检测出没有经过镜像翻转的复制粘贴篡改。

在子库 I_A 中，均为原始图像，其中有 8 张图像被 SURF 算法检测为篡改图像。同时，这 8 张图像也被 FI-SURF 算法检测为篡改图像，在图 8 中例



(a) 200 200 有镜像篡改图像



(b) 200 400 有镜像篡改图像



(c) 202 100 有镜像篡改图像



(d) 200 200 匹配特征点连线



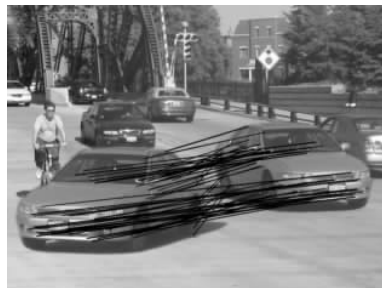
(e) 200 400 匹配特征点连线



(f) 202 100 匹配特征点连线



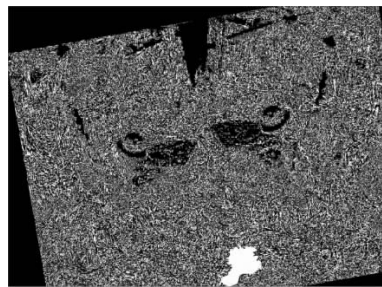
(g) 200 200 局部放大



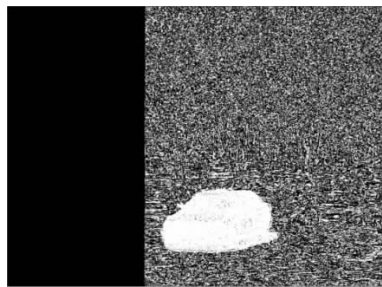
(h) 200 400 局部放大



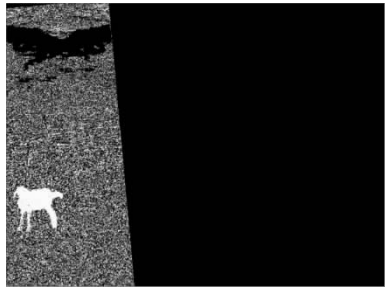
(i) 202 100 局部放大



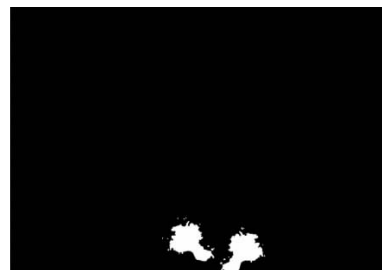
(j) 200 200 几何形变



(k) 200 400 几何形变



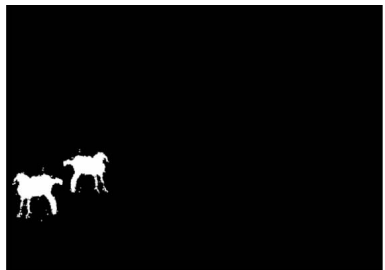
(l) 20 2100 几何形变



(m) 200 200 复制粘贴区域定位
 $PDA=0.970\ 5, PFP=0.048\ 4$



(n) 200 400 复制粘贴区域定位
 $PDA=0.974\ 2, PFP=0.051\ 1$



(o) 202 100 复制粘贴区域定位
 $PDA=0.935\ 8, PFP=0.064\ 5$

图 7 FI-SURF 算法检测效果

举出其中 2 张。这些图像的特点是它们都包含有相似的形状或纹理特征，造成虚警检测。另外，还有 2 幅图像被 FI-SURF 算法检测为篡改图像，如图 9 所示。这 2 幅图像的特点是包含具有镜像特征的形状。由于 FI-SURF 算法对镜像翻转具备检测能力，所以错误地把这 2 幅图像检测为篡改图像。

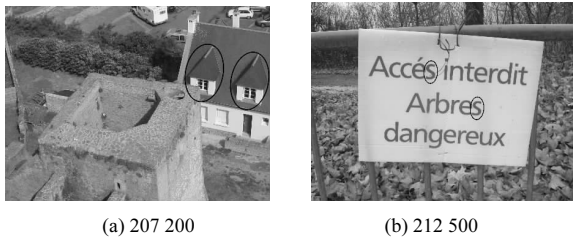


图 8 SURF 算法和 FI-SURF 算法虚警检测示例

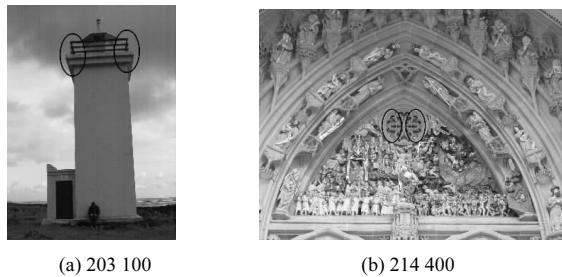


图 9 FI-SURF 算法虚警检测示例

在子库 I_B 中，均为篡改图像，复制粘贴区域没有经过镜像翻转。FI-SURF 算法将其中 151 幅图像成功检测为篡改图像，SURF 算法将其中 152 幅图像成功检测为篡改图像。在子库 I_C 中，也均为篡改图像，但复制粘贴区域都经过了镜像翻转。FI-SURF 算法将 151 幅图像成功检测为篡改图像，SURF 算法没有将其中任何一张图像成功检测为篡改图像。

综合上述数据，在测试图库集 I 中，FI-SURF 算法成功检测出 302 张篡改图像，并把 10 幅真实图像检测为篡改图像。SURF 算法成功检测出 152 幅篡改图像，并把 8 幅真实图像检测为了篡改图像。根据式(12)和式(13)，FI-SURF 算法在测试图库集 I 中的检测准确率 $R_{TPR-F} = 302/314 = 0.9618$ ，虚警率 $R_{FPR-F} = 10/157 = 0.0637$ 。SURF 算法在测试图库集 I 中的检测准确率 $R_{TPR-S} = 152/314 = 0.4841$ ，虚警率 $R_{FPR-S} = 8/157 = 0.0510$ ，如表 2 所示。

表 2 FI-SURF 算法和 SURF 算法检测准确率和虚警率对比

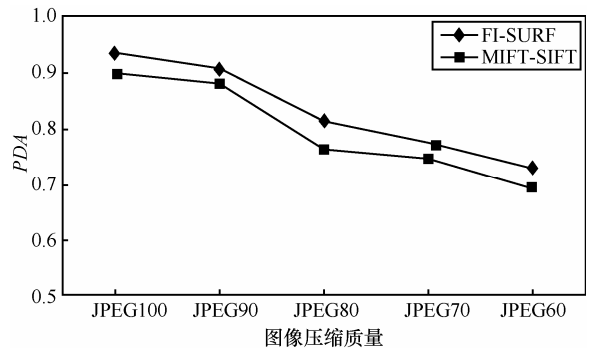
算法	TPR	FPR
FI-SURF	0.9618	0.0637
SURF	0.4841	0.0510

虽然 FI-SURF 算法的虚警率比 SURF 算法略高，但得益于 FI-SURF 算法对镜像翻转区域的检测能力，FI-SURF 算法的检测成功率几乎是 SURF 算法的 2 倍。

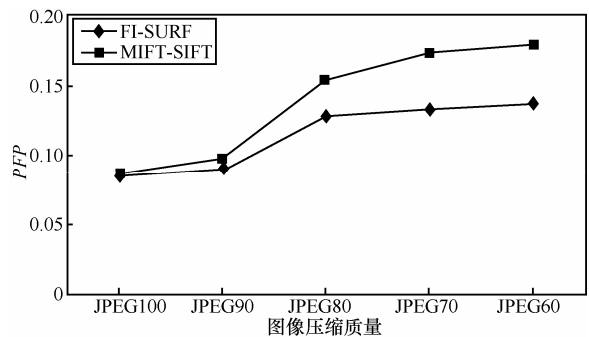
5.5 FI-SURF 和 MIFT-SIFT 的对比

MIFT-SIFT 算法^[15]是由 GUO X 等人在 2012 年提出的一种复制粘贴篡改检测算法，可以有效检测出经过镜像翻转的复制粘贴篡改。在本节将 FI-SURF 算法和 MIFT-SIFT 算法进行比较。针对篡改图像，使用 PDA 和 PFP 指标比较这 2 种算法对复制粘贴区域的定位能力，并对 JPEG 有损压缩和高斯白噪声的顽健性进行分析。

JPEG 图像压缩算法被广泛应用于图像处理领域，它用有损压缩的方式去除冗余的图像数据。随着 JPEG 压缩比的增大，图像质量下降，势必影响到特征提取算法和匹配算法。对子库 I_B 和 I_C 中的图像进行 JPEG 有损压缩处理后，分别使用 FI-SURF 算法和 MIFT-SIFT 进行检测，不同图像压缩质量对 PDA 和 PFP 的影响如图 10 所示。



(a) 不同图像压缩质量对 PDA 的影响



(b) 不同图像压缩质量对 PFP 的影响

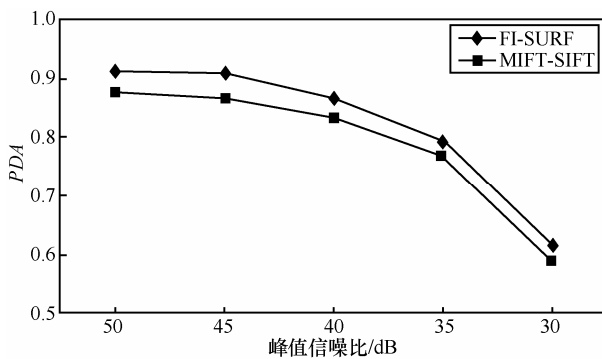
图 10 JPEG 有损压缩对 FI-SURF 算法和 MIFT-SIFT 算法的影响

进行 JPEG 有损压缩后图像质量分别为 100、90、80、70 和 60。从图 10 (a)可以看出，随着图像质量的下降，2 种算法的 PDA 均呈下降趋势，但在

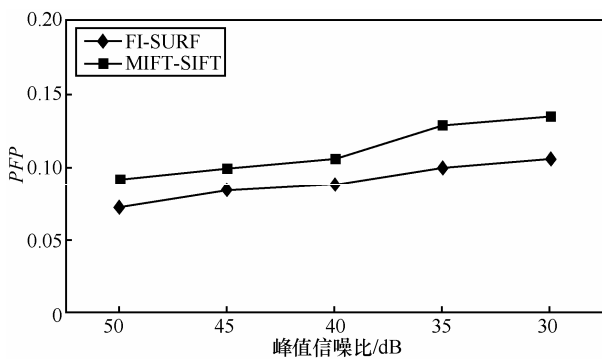
不同的图像质量下, FI-SURF 算法的 PDA 都高于 MIFT-SIFT 算法。在图 10 (b)中, 随着图像质量的下降, 2 种算法的 PFP 呈上升趋势, 在不同的图像质量下, FI-SURF 算法的 PFP 都低于 MIFT-SIFT 算法。

为了掩盖篡改痕迹, 图像篡改者往往会对图像加入不同程度的高斯白噪声。高斯白噪声带来的图像质量下降, 也会对图像的检测产生影响。对于库 I_B 和 I_C 中的图像添加高斯白噪声后, 分别使用 FI-SURF 算法和 MIFT-SIFT 算法进行检测, PDA 和 PFP 如图 11 所示。

对图像加入不同程度的高斯噪声后, 图像的 PSNR (peak signal to noise ratio) 分别为 50、45、40、35 和 30。从图 11 可以看出, 随着图像质量的下降, 2 种算法的 PDA 均呈下降趋势, PFP 呈上升趋势, 但在不同的图像质量下, FI-SURF 算法的检测效果均优于 MIFT-SIFT 算法。



(a) 不同峰值信噪比对 PDA 的影响



(b) 不同峰值信噪比对 PFP 的影响

图 11 高斯白噪声对 FI-SURF 算法和 MIFT-SIFT 算法的影响

6 实验结果分析

对真实图像进行检测时, FI-SURF 算法和 SURF 算法都有较低的虚警率。当图像中存在相似

的纹理特征时, 这 2 种算法都将其错误地判断为复制粘贴篡改。因为从相似的纹理特征中提取的特征点有较强的相关性。对篡改图像进行检测时, 利益于 FI-SURF 算法对镜像翻转的不变性, 不管复制粘贴区域是否经过了镜像翻转, FI-SURF 算法均可得出准确的检测结果, 而 SURF 算法不能检测出经过镜像翻转的复制粘贴区域。

FI-SURF 算法对 JPEG 压缩和高斯白噪声有较好的顽健性。随着 JPEG 图像质量的下降和加入高斯白噪声后图像峰值信噪比的下降, FI-SURF 算法的检测成功率随之下降。因为图像质量降低或噪声增多后, 影响了对 SURF 特征点的提取, 从而影响了特征点匹配、计算几何形变等步骤结果的准确性, 导致 PDA 计算结果的下降和 PFP 的上升。FI-SURF 算法对所有特征描述符均进行重新排序操作, 并对重新排序前后的特征描述符都进行匹配。而 MIFT-SIFT 算法根据特征描述符向量的方向有选择地进行重新排序, 并舍弃排序前的特征描述符。由于对特征描述符向量的方向进行计算时有可能产生误差, 导致 MIFT-SIFT 算法的性能略低于 FI-SURF 算法。

7 结束语

本文提出了一种基于特征点的数字图像复制粘贴篡改检测算法 FI-SURF。该算法可以有效检测出图像是否经过复制粘贴篡改, 而且可以对复制粘贴区域精确定位。该算法弥补了 SURF 算法不能检测出经过镜像翻转的复制粘贴区域的不足, 并且保留了 SURF 算法速度快、顽健性强等优点。该算法对灰度图像和彩色图像均适用, 因为在特征提取阶段只需使用到图像的灰度信息, 所以在对灰度图像和彩色图像进行检测时, 可以得到相同的检测效果。

在本文提出的 FI-SURF 算法中, 根据图像经过镜像翻转后特征描述符向量的排列变化规律, 特征点之间的匹配不仅和原特征描述符进行匹配, 而且和经过镜像操作的特征描述符进行匹配。从而保证了不管复制粘贴区域有没有经过镜像翻转, 都可以准确找到与之匹配的特征点。

FI-SURF 算法不但可以用于复制粘贴篡改检测, 而且可以用于基于内容的图像检索。当图像经过镜像翻转后以另一文件名保存时, 往往具有迷惑性, 很难被检测到, 用肉眼也不容易观察。由于 FI-SURF 算法对镜像翻转具有不变性, 因此可以用

于这种情况的图像检索。和复制粘贴篡改检测不同的只是在同一幅图像中寻找匹配的特征点变成了在不同图像之间进行。

在 FI-SURF 算法中，对同一特征点，既要和其本身的特征描述符进行匹配，也要和其经过镜像翻转的特征描述符进行匹配，延长了特征点的匹配时间。笔者下一步的方向将是继续研究经过镜像翻转后，SURF 特征描述符的变化规则，在匹配阶段判断是否需要将特征描述符做镜像翻转，进一步提高特征点的匹配效率，缩短匹配时间。

参考文献：

- [1] QAZI T, HAYAT K, KHAN S U, *et al.* Survey on blind image forgery detection[J]. IET Image Process, 2013, 7(7): 660-670.
- [2] AL-QERSHI O M, 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] KEE E, O'BRIEN J, FARID H. Exposing photo manipulation with inconsistent shadows[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2013, 32(3): 1-12.
- [4] FRIDRICH A J, SOUKAL B D, LUK Š A J. Detection of copy-move forgery in digital images[A]. Proceeding of the Digital Forensic Research Workshop[C]. Cleveland, Ohio, USA, 2003. 1-10.
- [5] POPESCU A C, FARID H. Exposing digital forgeries by detecting duplicated image regions[R]. Dept Comput Sci, Dartmouth College, Tech, 2004.
- [6] CHRISTLEIN V, RIESS C, ANGELOPOULOU E. On rotation invariance in copy-move forgery detection[A]. Proceeding of the Information Forensics and Security (WIFS)[C]. Seattle, 2010. 1-6.
- [7] 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: 659-669.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [10] SHIVAKUMAR B, SANTHOSH BABOO S. Detection of region duplication forgery in digital images using SURF[J]. International Journal of Computer Science Issues (IJCSI), 2011, 8(4): 199-205.
- [11] BO X, JUNWEN W, GUANGJIE L, *et al.* Image copy-move forgery detection based on SURF[A]. Proceeding of the Multimedia Information Networking and Security (MINES), 2010 International Conference on[C]. 2010. 889-892.
- [12] QI F, WEIHONG X, QIANG L. Research of image matching based on improved SURF algorithm[J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2014, 12(2): 1395-1402.
- [13] PANG Y, LI W, YUAN Y, *et al.* Fully affine invariant SURF for image matching[J]. Neurocomputing, 2012, 85: 6-10.
- [14] PAN X, LYU S. Region duplication detection using image feature matching[J]. Information Forensics and Security, IEEE Transactions on, 2010, 5(4): 857-867.
- [15] GUO X, CAO X. MIFT: A framework for feature descriptors to be mirror reflection invariant[J]. Image and Vision Computing, 2012, 30: 546-556.
- [16] KAKAR P, SUDHA N. Exposing postprocessed copy paste forgeries through transform-invariant features[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(3): 1018-1028.
- [17] 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.
- [18] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [19] SUZUKI S. Topological structural analysis of digitized binary images by border following[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 30(1): 32-46.
- [20] JEGOU H, DOUZE M, SCHMID C. Hamming embedding and weak geometric consistency for large scale image search[A]. Proceeding of the 10th European conference on Computer vision[C]. Berlin Heidelberg, 2008.304-317.

作者简介：



李岩（1982-），男，河北定州人，北京邮电大学博士生，主要研究方向为信号处理、数字水印、数字图像取证等。



刘念（1981-），男，山东济南人，北京电子科技学院讲师，主要研究方向为云存储加密、数据挖掘、图像取证等。

张斌（1980-），男，山东莱芜人，中国信息安全认证中心工程师，主要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（1982-），男，苗族，贵州晴隆人，北京邮电大学讲师，主要研究方向为密码学、数字水印等。

杨义先（1961-），男，四川盐亭人，北京邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为灾备技术、网络与信息攻防等。