

文章编号:1001-9081(2011)06-1628-03

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.01628

# 基于灰度共生矩的图像区域复制篡改检测

欧佳佳,蔡碧野,熊兵,李峰

(长沙理工大学 计算机与通信工程学院,长沙 410114)

(oujiajia05104@163.com)

**摘要:**针对图像区域复制—粘贴篡改,提出了一种基于灰度共生矩阵的检测算法。首先将待检测图像分成大小相同的多个重叠块,用灰度共生矩阵的统计量表示每块图像的纹理特征,得到图像的特征矢量。然后将特征矢量进行字典排序,并结合图像块的位移矢量,检测且定位出篡改区域。实验结果表明,该算法在抗旋转处理和效率方面均优于经典的基于主成分分析法(PCA)的检测算法。

**关键词:**数字图像取证;图像区域复制粘贴篡改;灰度共生矩阵

**中图分类号:** TP391.41    **文献标志码:**A

## Detection of image region-duplication forgery based on gray level co-occurrence matrix

OU Jia-jia, CAI Bi-ye, XIONG Bing, LI Feng

(College of Computer and Communication Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha Hunan 410114, China)

**Abstract:** With regard to the copy-move forgery of image region, this paper proposes a detection algorithm based on gray level co-occurrence matrix. Firstly, we divided the detected image into multiple overlapping blocks with same sizes, represented the textural features of each block with the statistics of its gray level co-occurrence matrix, and got the feature vector of the image. Secondly, we sorted the feature vector by dictionary, and located the tampered region by utilizing the displacement vectors of image blocks. Lastly, experimental results show that our algorithm performs better than the classical detection algorithm based on Principal Component Analysis (PCA) in terms of the processing against rotate operation and of efficiency.

**Key words:** digital image forensics; image region copy-move tampering; gray level co-occurrence matrix

## 0 引言

如今,很多图像编辑和处理工具的发展迅速,使得人们可以任意篡改图像内容。数字图像伪造和篡改如果被用于科学发现、法庭证物、正式媒体等,将会对社会和政治造成很大的影响。因此,针对数字图像篡改的取证研究具有重要的意义。现有的数字图像取证分为主动取证和被动取证。主动取证需要事先在图像中嵌入数字水印或数字签名,而被动取证则不需要事先在图像中嵌入信息,具有更强的应用性,因此成为目前数字取证研究的主要方向。

数字图像的篡改手段多种多样,其中复制—粘贴篡改操作就是使用最为广泛的手法之一。数字图像区域复制—粘贴篡改主要是指同一幅图像中复制或粘贴其中的一个区域部分,以覆盖其中的人或物体。由于同一幅图像的色彩、亮度一般不会有明显的变化,因此在同一幅图像中进行复制—粘贴操作不容易引起人们视觉上的怀疑。对同一幅图像的复制—粘贴篡改操作进行取证的主要依据是检测图像中存在两个完全相同的区域<sup>[1]</sup>。

近年来,对于数字图像的复制粘贴取证已经取得了一些成果。文献[2]中提出了基于量化离散余弦变换(Discrete Cosine Transform,DCT)系数的模糊匹配法,将图像分块后,计算每个图像块的DCT量化系数,再对量化后的DCT系数进行字典排序,以检测出图像的篡改区域。文献[3]中提出了基

于主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)的检测算法,该算法利用PCA对分块后的图像特征向量进行降维,有效提高了检测效率。文献[4]中,先将图像分解为重复的小块,并提取图像块的特征向量,然后比较各小块间的相似性,以确定复制粘贴区域。事实上,单一的复制粘贴操作往往无法达到理想的篡改效果,图像区域在被复制之前或之后通常会做进一步处理,如缩放、旋转、模糊等。典型的是,当图像篡改区域进行旋转操作后,上述算法均没有检测能力。针对上述问题,本文提出一种基于灰度共生矩阵的图像区域复制粘贴检测算法,以增强对篡改区域旋转操作的鲁棒性。

## 1 区域复制粘贴篡改模型

区域复制粘贴是把图像中的某一区域进行复制后,粘贴到同一幅图像中的不相交区域上,以达到去除图像中某一重要目标或者证据的目的。从区域复制—粘贴篡改的操作过程可知,篡改后的图像中至少存在两个较大面积的相似区域。大量实验数据表明:在自然图像中(除有大片面积的平坦区域的图像外)中,存在大面积相似区域(包括纹理、颜色、噪声等信息)的可能性是很小的<sup>[4]</sup>。因此,若检测到某一幅图像中存在大面积的不相交的连通相似区域,则可判定该幅图像是否经过了区域复制粘贴篡改的。

由于在自然图像中存在纹理大面积区域相似的可能性是很小的,所以本文利用统计纹理特征来表达图像的特征。区

收稿日期:2010-12-14;修回日期:2011-02-18。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60973113);湖南省自然科学基金资助项目(09JJ3120);湖南省教育厅科学研究项目(08C103)。

作者简介:欧佳佳(1985-),女,湖南邵阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别;蔡碧野(1962-),男,福建莆田人,副教授,硕士,主要研究方向:图像处理、模式识别、网络与信息安全;熊兵(1981-),男,湖南安化人,讲师,博士,主要研究方向:图像处理、模式识别、网络与信息安全;李峰(1964-),男,湖南澧县人,教授,博士,主要研究方向:图像处理、模式识别、信息安全。

域复制粘贴篡改模型如图1所示。

假设在一幅 $M \times N$ 大小的篡改图像 $I(D)$ 中,存在两个区域 $D_1, D_2 \subset D$ 和这两个区域间的位移向量 $\mathbf{dx} = (\Delta x, \Delta y)$ ,其中 $D_1, D_2$ 面积相等。对于 $\forall (x_1, y_1) \in D_1$ ,若 $I'(x_1, y_1) = I(x_2, y_2)$ ,有 $x_2 = x_1 + \Delta x, y_2 = y_1 + \Delta y, (x_2, y_2) \in D_2$ 区域,其中 $I(x, y)$ 是原始图像的灰度值, $D = \{(x, y) | 1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N\}$ , $D_1$ 是被复制的区域, $D_2$ 是被粘贴篡改的区域,因此,篡改后的图像 $I'(x, y)$ 表示为:

$$I'(x, y) = \begin{cases} I(x, y), & (x, y) \notin D_2 \\ I(x + \Delta x, y + \Delta y), & (x, y) \in D_2 \end{cases}$$

区域复制粘贴检测算法就是要判断一幅图像是否存在这样形状和位置未知的区域 $D_1, D_2$ 。若存在,则将它们的区域定位出来。倘若篡改后的图像不做任何的后续处理,则图像 $D_1, D_2$ 中的值精确相等。但是伪造者在进行区域复制粘贴篡改后,通常还会利用图像旋转等局部处理方法掩盖篡改痕迹。此时, $D_1, D_2$ 区域上对应的像素值就变得不相等了,检测的复杂性将大大增加。要解决这一问题,从数学角度看,实质上就是要找到一个旋转不变的矩阵。

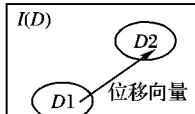


图1 区域复制粘贴篡改模型

## 2 复制粘贴检测算法

### 2.1 重叠分块

用一个大小为 $b \times b$ 的滑动窗口,从图像的左上角到右下角对待检测图像每次滑动一个像素点进行扫描,于是,一个 $M \times N$ 大小的待检测图像被分成了 $(M - b + 1) \times (N - b + 1)$ 个图像子块。

### 2.2 纹理特征提取

灰度共生矩阵是一种基于统计的纹理分析方法,它通过像素灰度的空间相关性来描述纹理。灰度共生矩阵<sup>[5]</sup>定义为一灰度为 $i$ 的像素 $(x, y)$ 为起点,统计与其距离 $d$ 、方向为 $\theta$ ,灰度为 $j$ 的像素 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 出现的频率 $P(i, j, d, \theta)$ ,灰度共生矩阵的计算如图2所示。

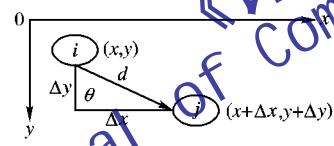


图2 灰度共生矩阵计算示意图

灰度共生矩阵的表达式为:

$$\begin{aligned} P(i, j, d, \theta) &= \{(x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y)\} \\ f(x, y) &= i; f(x + \Delta x, y + \Delta y) = j \end{aligned}$$

其中:( $x, y$ )为像素坐标; $i, j$ 表示灰度等级; $\Delta x, \Delta y$ 表示坐标偏移量; $d$ 为位移量; $\theta$ 为矩阵生成方向。当两个像素的位置关系( $d$ 和 $\theta$ )确定以后,即可生成该关系下的灰度共生矩阵。例如,图3(a)为一幅 $4 \times 5$ 图像,图3(b)为其对应的灰度级 $n = 8, d = 1, \theta = 0^\circ$ 的共生矩阵。

1	2	0	0	1	0	0	0
0	0	1	0	1	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	1	2	0
0	0	0	0	0	0	0	1
2	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0

(a)  $4 \times 5$ 图像

(b) 灰度共生矩阵

图3 灰度共生矩阵

由于灰度共生矩阵不能直接用于描述图像的纹理特征,因此在此基础上定义了一些统计量来提取它所反映的纹理特

征。本文采用了惯性、能量、熵、对比度、逆差矩、集群阴影、集群突出、相关性8种<sup>[6]</sup>。 $i, j$ 表示图像的像素, $P(i, j)$ 表示灰度共生矩阵, $n$ 表示灰度级的数目。

#### 1) 惯性。

$$F1 = \sum_{i,j=0}^n (i-j)^2 P(i,j)$$

#### 2) 能量。

$$F2 = \sum_{i,j=0}^n P^2(i,j)$$

#### 3) 熵。

$$F3 = - \sum_{i,j=0}^n P(i,j) \ln P(i,j)$$

#### 4) 对比度。

$$F4 = - \sum_{i,j=0}^n P(i,j)^5 |i-j|^5$$

#### 5) 逆差矩。

$$F5 = \sum_{i,j=0}^n \frac{P(i,j)}{1 + (i-j)^2}$$

#### 6) 集群阴影。

$$F6 = \sum_{i,j=0}^n (i - ux + j - uy)^3 P(i,j)$$

#### 7) 集群突出。

$$F7 = \sum_{i,j=0}^n (i - ux + j - uy)^4 P(i,j)$$

#### 8) 相关性。

$$F8 = \frac{- \sum_{i,j=0}^n P(i,j) \ln P(i,j) - hxy}{\max(hx, hy)}$$

其中:

$$ux = \sum_{i,j=0}^n iP(i,j), uy = \sum_{i,j=0}^n jP(i,j)$$

$$hx = - \sum_{i=0}^n \left\{ \sum_{j=0}^n P(i,j) \ln \sum_{j=0}^n P(i,j) \right\}$$

$$hy = - \sum_{j=0}^n \left\{ \sum_{i=0}^n P(i,j) \ln \sum_{i=0}^n P(i,j) \right\}$$

$$hxy = - \sum_{i,j=0}^n P(i,j) \ln \left( \sum_{i=0}^n P(i,j) \sum_{j=0}^n P(i,j) \right)$$

鉴于灰度共生矩阵的特征与方向关系密切,若想提取的纹理特征在图像发生旋转时保持不变,则要对灰度共生矩阵的结果作适当处理<sup>[7]</sup>。具体处理方法是:取不同方向的偏移参数,求其灰度共生矩阵,分别求它们的8个特征值,然后对这些特征值计算其均值。为避免较大的灰度量化级带来庞大的计算量,算法进行了灰度级缩减,取灰度等级为16, $d = 1, \theta$ 分别取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 的灰度共生矩阵,计算分块后的每块图像的灰度共生矩阵的8个特征值,计算它们的均值,分别存储在矩阵 $A$ 中的某一行,此时 $A$ 就是一个8列、 $(M - b + 1) \times (N - b + 1)$ 行的矩阵。

### 2.3 确定相似块

将提取特征值后的矩阵 $A$ 进行字典排序,对 $A$ 中相邻的两行,计算它们对应图像块的坐标值的位移矢量,并存储在一个计数器 $C$ 中。如令 $(i1, i2), (j1, j2)$ 表示两个匹配块的位置,则这两个匹配块间的位移矢量按下列公式计算:

$$s = (s1, s2) = (i1 - j1, i2 - j2)$$

由于位移矢量 $s$ 和 $-s$ 对应相同的位移,因此对 $s$ 求绝对值使它标准化。每找到一个匹配的块对,就将标准位移矢量计数器 $C$ 增1:

$$C(s1, s2) = C(s1, s2) + 1$$

对排序后的矩阵  $A$  中相邻的匹配行, 计算它们的位移矢量和计数器  $C$  的值。算法开始时, 计数器  $C$  初始化为零。对于位移矢量  $s$ , 若它超过指定的阈值  $T$ :  $C(s) > T$ , 则认为产生位移矢量  $s$  的匹配块对对应于复制区域和粘贴区域, 并对这些块对的位置进行标识。如果表示块是孤立的, 则可能是误判, 可以通过数学形态学滤波<sup>[8]</sup>, 对得到的初步检测图像先进行腐蚀操作, 再进行膨胀操作, 以消除那些被误判为篡改区域的小区域。

### 3 实验结果及分析

为了评估算法对图像区域复制粘贴篡改的检测能力, 及篡改区域经过旋转操作后的检测效果, 实验选取 Waterloo BragZone<sup>[9]</sup> 标准图库中  $512 \times 512$  的 Lake 灰度图进行测试。实验测试的主要情况有: 1) 图像区域进行简单的复制粘贴篡改操作; 2) 在进行复制粘贴篡改时, 对图像区域进行旋转操作; 3) 在运算量方面, 与前人的算法相比较。实验采用灰度图像作为检测对象, 若为 RGB 图像, 则转换成灰度图像即可。分块大小为  $16 \times 16$ ,  $T = 1400$ , 运行环境是 Matlab7.5。

利用 Photoshop 对原始图像图 4(a)中的小船进行复制, 并粘贴在其附近区域的湖面上, 篡改后的图像如图 4(b)所示。在没有进行任何后续处理的情况下, 利用本文算法和 PCA 算法所得到的实验结果分别如图 4(c)和 4(d)所示。从图 4(c)和 4(d)可以看出: 本文算法与 PCA 算法都能准确检测出图像的复制粘贴篡改区域, 检测效果基本相同。

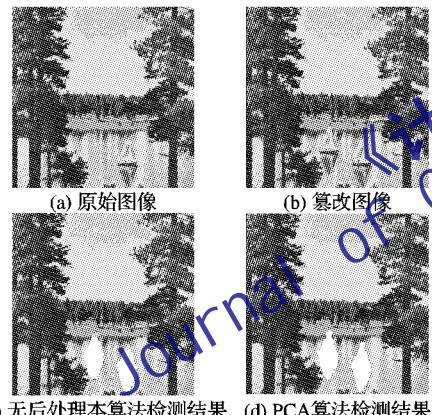


图 4 区域复制粘贴检测结果

在实际的数字图像篡改中, 伪造者经常采用旋转等后处理来掩盖伪造痕迹。对图 4(a)中篡改后的小船分别做  $90^\circ$ 、 $180^\circ$  的旋转操作, 如图 5(a)、5(b)所示, 利用本文算法和 PCA 算法所得检测结果如图 5(c)~(f)所示。对比图 5(c)、(d)及图 5(e)、(f)可以看出: 本算法对图像篡改区域的旋转操作具有较强的鲁棒性, 而 PCA 算法不能实现图像篡改区域旋转操作的检测。

在图像区域复制粘贴检测算法中, 字典排序矩阵的大小是影响计算复杂度的主要因素。该矩阵的行数和列数分别代表分块数目和图像特征维数。通过表 1 可知, 在相同的实验条件下, 本文算法的图像块特征维数是 8 维, 而文献[2~3]算法中图像块的特征维数分别是 64 维和 32 维。因此, 本文算法有效降低了特征空间维数, 减少了运算量。

### 4 结语

图像区域复制粘贴篡改是一种常用的图像篡改手段。针对这一篡改方法, 本文提出了基于灰度共生矩阵提取纹理特征的检测算法, 该算法首先对待检测图像进行固定大小的滑动窗口操作, 再产生每块图像所对应的灰度共生矩阵, 提取灰度

共生矩的特性, 以得到一个降维后的图像特征。然后对所有图像块进行字典排序, 并结合图像块的偏移量信息, 定位且标记出复制—粘贴区域。最后, 实验结果表明: 本算法定位准确, 且对图像旋转处理具有鲁棒性, 同时减少了运算量。当然, 本文算法也存在不足, 该算法对图像篡改的其他后续操作, 如噪声、模糊等并没有明显的检测效果, 这将是我们以后工作的重点所在。

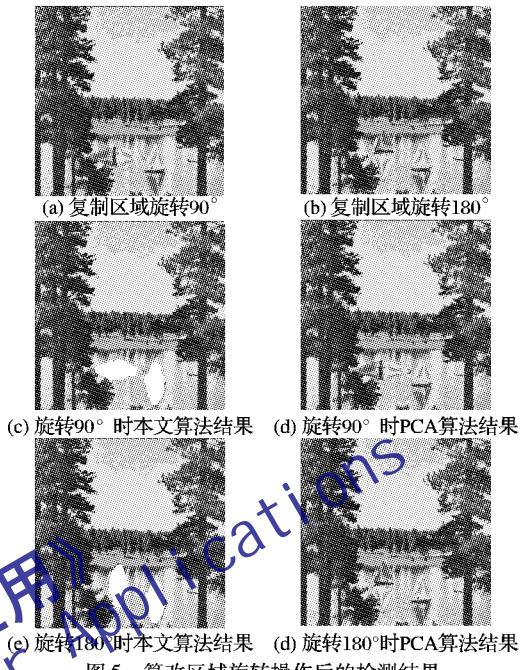


图 5 篡改区域旋转操作后的检测结果

表 1 本文算法与文献算法的比较结果

算法	图像特征描述	特征维数
文献[2]算法	DCT&量化	64
文献[3]算法	PCA	32
本文算法	灰度共生矩	8

### 参考文献:

- [1] 周琳娜, 王东明. 数字图像取证技术[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2008: 69~70.
- [2] FRIDRICH J, SOUKAL D, LUKAS J. Detection of copy-move forgery in digital images[C]// Proceedings of Digital Forensic Research Workshop. Cleveland: IEEE, 2003.
- [3] POPESCU A C, FARID H. Exposing digital forgeries by detecting duplicated image regions, TR2004-515[R]. Handover: Dartmouth College, 2004.
- [4] LUO W Q, HUANG J W, QIU G P. Robust detection of region duplication forgery in digital image[C]// ICPR'06: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 746~749.
- [5] 史正星, 付强, 张国鹏, 等. 不规则图像灰度共生矩阵生成方式比较[J]. 医疗卫生装备, 2010, 31(4): 10~12.
- [6] PADMA M C. Wavelet packet based texture feature for automatic script identification[J]. IEEE International Journal of Image Processing, 2010, 4(1): 53~65.
- [7] 汪黎明, 陈健敏, 王锐, 等. 织物折皱纹理灰度共生矩阵分析[J]. 青岛大学学报, 2003, 18(4): 5~7.
- [8] 何东健. 数字图像数理[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2003: 65~73.
- [9] WATERLOO. Waterloo BragZone[EB/OL]. [2010-09-01]. <http://links.uwaterloo.ca>, 2005.