

结合游程长度与共生矩阵的图像拼接篡改检测方法

苏慧嘉¹ 郑继明²

(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)¹ (重庆邮电大学理学院 重庆 400065)²

摘要 针对拼接图像篡改鉴别问题,研究了运用游程长度和灰度共生矩阵等统计特征进行图像盲检测的算法。该算法将拼接篡改检测问题转换为二分类模式识别问题,在图像的色度通道Cb和Cr中提取游程长度特征,并将其与灰度共生矩阵特征相结合,然后以结合后的新的特征向量训练 LibSVM 作为最后的分类器,确定所给图像是否被拼接篡改。实验结果显示,在彩色图像测试库 CASIA v2.0 上,利用融合后的特征检测图像使识别率得到较大提高,同时该算法在复制粘贴篡改方面也有较好的识别性能。

关键词 图像拼接篡改,游程长度特征,灰度共生矩阵,支持向量机

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.06.025

Image Splicing Blind Detection Method Combined RLRN with GLCM

SU Hui-jia¹ ZHENG Ji-ming²

(School of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)¹

(School of Science, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)²

Abstract An algorithm on blind detection of splicing images by using the statistical characteristics with run-length and gray-level co-occurrence matrix (GLCM) features was researched. Splicing detection can be treated as a two-class pattern problem. This paper proposed an enhanced technique for blind detection of image splicing. It extracts the run-length run-number (RLRN) in CbCr chroma space and combines with GLCM feature to detect the artifacts introduced by the tampering operation. Then, the LibSVM is exploited to classify the authentic and spliced images. The experiment results demonstrate that the proposed algorithm not only improves the accurate recognition rate in CASIA v2.0 dataset, but also can achieve well copy-move tampered detection.

Keywords Image splicing detection, Run-length run-number (RLRN), Gray-level co-occurrence matrix (GLCM), Support vector machine (SVM)

1 引言

数字图像作为传输信息的主要载体,当前已被广泛应用于各个领域。然而,随着科技的快速发展,图像篡改变得容易实现,这些伪造图像通过网络等渠道广泛传播,影响了人们对真相的判断。因此,有效鉴别图像的真实性和完整性变得愈发迫切,快速高效地判别数字图像是否被篡改的研究具有较大的应用价值。

图像拼接篡改 (Image Splicing)^[1] 是图像篡改伪造中最常用的手段之一。它是将一幅图像的部分区域剪切并粘贴到另一幅图像中,并且不经过后续处理操作,以造成某种假象从而达到某种目的。近年来,针对数字图像拼接篡改检测的研究很多,Shi Y Q 等^[2] 利用自然图像模型来检测拼接图像,在 DVMM (Digital Video and Multimedia)^[3] 库中的识别率达到 91.87%,但是该方法需要预先知道图像模型;He 等^[4] 提出通过近似游程长度的方法来检测篡改图像,不需要先验知识,并

且其特征向量只有 30 维,在 DVMM 库中的检测正确率为 80.58%,但是相比文献[2],该方法更简单;在此基础上,Zen-nan Shi 等^[5] 提出一种基于模糊游程长度的图像拼接篡改盲检测,检测精度为 86.32%;为了提高正确检测率,文献[6]提出将 DCT (Discrete Cosine Transform) 与灰度共生矩阵相结合的检测方法,检测准确度为 98.5%;由于 DCT 的分块效应较明显,Li 等^[7] 提出一种基于 LBP (Local Binary Pattern) 和共生矩阵的图像拼接篡改检测,在 CASIA 中的正确识别率为 93.8%;Dong J 等^[8] 将游程长度直方图特征函数的前 3 阶矩作为特征,由于提取的有效信息较少,检测准确度只有 84.36%;Hamid A 等^[9] 从色度空间提取游程长度矩阵,并将统计量的前 25 维作为特征,提取的有效信息多于文献[8],最后利用 PCA (Principal Component Analysis) 降维,检测精度为 88.28%;文献[10]相比于文献[9]使用了 LBP 描述子,将 LBP 特征谱的统计直方图作为特征向量,提取的特征信息比较全面,准确识别率为 95.20%;文献[11]由空域和 DCT (Dis-

到稿日期:2016-05-05 返修日期:2016-08-02 本文受重庆市教委科学技术研究项目 (KJ1400428) 资助。

苏慧嘉 (1991—),男,硕士,主要研究方向为图像处理与模式识别,E-mail:suhj261521@163.com;郑继明 (1963—),男,硕士,教授,主要研究方向为小波分析,E-mail:zhengjm0903@qq.com。

crete Cosine Transform)域的转移概率矩阵中生成马尔可夫特征,然后使用 PCA 方法进行特征降维,正确识别率达到 98.82%,是目前识别率最高的方法。

在上述文献中,大部分算法在提取特征时都需要经过多重变换,增加了计算的复杂度,当降低计算复杂度时,由于提取的信息减少,其识别准确度也随之降低。因此,本文基于图像内容计算其统计量,由统计量的变化反映出图像的真伪,过程简单且减少了计算量,同时也能保证识别率。

2 图像拼接篡改鉴别算法

由于图像在拼接过程中很难保持图像纹理特征及像素间的相关性与原图一致,破坏了图像纹理的周期性、方向性和随机性等。通过提取能够表征纹理变化的特征,可对图像进行真伪检测。下面将着重介绍能够表征图像纹理变化和像素间相关性的两种统计特征。

2.1 游程长度特征

游程^[12]即为一个在特定方向上拥有着相同灰度级的不间断的像素串,而游程长度则是在一个游程中重复的像素的数目,它能够反映出一幅图像的纹理变化,通过这种变化来判别图像是否经过拼接篡改。由于本文提取的特征是基于彩色图像的颜色信息,因此需要先将图像转换到色度空间,然后再对色度空间图像进行预处理,即求差分矩阵。

2.1.1 Chroma 分量转换

YCbCr^[13]是一种色彩空间,包括 Y、Cb 和 Cr 3 种分量。其中 Y 分量包含丰富的图像内容,人眼对其相当敏感,但是过多的图像内容及细节会掩盖由拼接篡改引入的锐利边缘。色度空间中 Cb 和 Cr 分量将过滤掉大部分图像本身的冗余内容,能够更好地呈现边缘等高频信息,突显人眼无法察觉的篡改痕迹。因此本文游程长度特征将在色度空间的 Cb 和 Cr 分量上提取,其中 YCbCr 色彩分量与 RGB 转换公式^[13]如下:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.299 & -0.587 & 0.886 \\ 0.701 & -0.587 & -0.114 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

由式(1)可得彩色图像在 Y、Cb、Cr 分量上的色差图像。

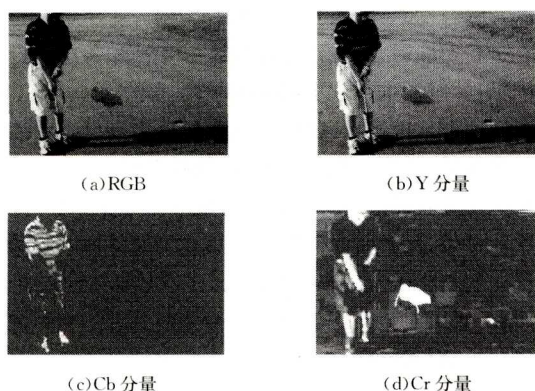


图1 RGB图及其YCbCr分量图

图1(b)的Y分量表示彩色图像的亮度分量;图1(c)的Cb分量表示蓝色色度分量,反映的是RGB输入信号的蓝色部分与RGB信号亮度值之间的差异;图1(d)的Cr分量表示

红色色度分量,反映了RGB输入信号红色部分与RGB信号亮度值之间的差异。

2.1.2 差分矩阵

通过计算图像的差分矩阵得到差分图像,不仅极大地降低了由图像内容的多样化带来的干扰,同时保留了边缘信息。差分矩阵计算公式^[2]如下:

$$F_h(x,y) = |F(x,y) - F(x,y+1)| \quad (2)$$

$$F_v(x,y) = |F(x,y) - F(x+1,y)|$$

$$F_d(x,y) = |F(x,y) - F(x+1,y+1)| \quad (3)$$

$$F_{-d}(x,y) = |F(x,y) - F(x+1,y-1)|$$

其中, $F(x,y)$ 为图像上位于 (x,y) 位置的像素值,而 $F_h(x,y)$, $F_v(x,y)$, $F_d(x,y)$ 和 $F_{-d}(x,y)$ 分别为沿水平、垂直、主对角线和次对角线方向的差分矩阵。

2.1.3 特征提取

游程长度矩阵最初被用来检测纹理变化^[14],其中长游程表示区域较平滑,短游程表示像素变化较快,因此游程长度反映了图像的结构大小和纹理复杂程度。图3示出了图2中图像拼接篡改前后,各游程长度的游程总数。可明显看出,拼接篡改使得图像的短游程增多,这验证了拼接操作会造成像素突变这一说法的正确性。从图3中可以发现,当游程长度大于15时,游程的数量接近0,为减少计算量,只提取游程长度统计量的前15个作为特征向量。相比文献[9]提取前25个游程长度统计量作为特征向量,减小了计算量。

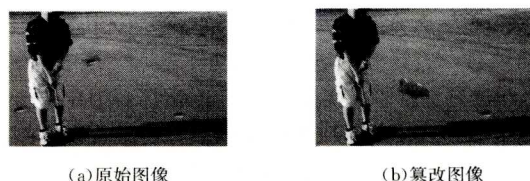


图2 原图及拼接篡改图

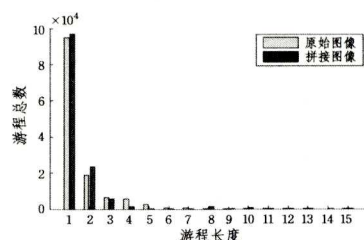


图3 原始图像与拼接图像游程总数的对比图

对于给定的图像,定义其游程长度矩阵为 $p(i,j)$,水平方向计算公式如式(4)所示,其中 i 表示图像拥有的某一灰度级数, j 表示游程长度, $p(i,j)$ 的初始值为0,其他方向等同。

$$p(i,j) = \begin{cases} p(i,j) + 1, & F(x,y) = F(x,y+1) \\ p(i,j), & F(x,y) \neq F(x,y+1) \end{cases} \quad (4)$$

在计算图像的游程长度矩阵时,分别取 θ 值为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$,即4个方向,令图像灰度级总数为 M ,最大游程长度为 N ,在此游程长度矩阵中短游程占大多数,为了使所有游程长度都能够被充分考虑,本文给出转变后的游程长度矩阵,其公式^[9]如下:

$$p_\theta(i,j) = p(i,j) \cdot j \quad (5)$$

则在某一方向上,对游程长度的统计向量定义如下:

$$P_{\theta}(j) = \sum_{i=1}^M p_{\theta}(i, j), 1 \leq j \leq N \quad (6)$$

其中, $P_{\theta}(j)$ 为游程长度统计向量中的元素。

由于拼接篡改操作改变了图像中相邻像素之间的相关性, 可通过游程长度统计向量中的游程数量间接地反映其变化。计算图像的游程长度特征向量的步骤如下:

1) 将彩色图像从 RGB 空间转化到 YCbCr 空间, 得到 Cb 和 Cr 分量图像;

2) 分别对得到的 Cb 和 Cr 分量图像进行差分操作, 得到 4 个不同方向的差分图像;

3) 使用式(5)和式(6)分别对每一个差分图像进行游程长度矩阵的计算, 得到 4 个游程长度统计向量;

4) 分别将每个游程长度统计向量的前 15 个元素作为特征参数, 得到一个 60 维的特征向量。

2.2 灰度共生矩阵特征

灰度共生矩阵^[15]通过像素灰度的空间相关性来描述纹理, 它是通过对图像上保持某距离的两个像素分别具有某灰度的状况进行统计得到的。图像的灰度共生矩阵能够反映出图像灰度关于方向、相邻间隔以及变化幅度的综合信息。由于灰度共生矩阵不能直接用于描述图像的纹理特征, 因此通过定义灰度共生矩阵的一些统计量来提取它所反映的纹理特征。本文使用的统计特征参数有 4 种: 能量、熵、对比度、相关性。

灰度共生矩阵定义为以灰度为 i 的像素 (x, y) 为起点, 统计与其距离为 d 、方向为 θ 、灰度为 j 的像素 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 出现的频数 $q(i, j, d, \theta)$, 灰度共生矩阵的计算如图 4 所示。灰度共生矩阵的计算公式如式(7)所示, $\#(x)$ 表示集合 x 中元素的个数, (x, y) 与 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 为两像素点坐标, Δx , Δy 表示坐标偏移量, x, y 分别表示像素点的坐标位置。

$$q(i, j, d, \theta) = \# \{ (x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y) \mid f(x, y) = i; f(x + \Delta x, y + \Delta y) = j \} \quad (7)$$

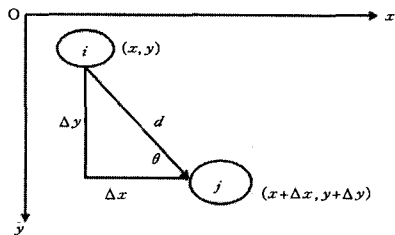


图 4 灰度共生矩阵计算示意图

当两个像素的位置关系(即参数 d 和 θ)确定后, 便可得到该关系下的灰度共生矩阵。假设计算一幅 4×4 的图像的灰度共生矩阵, 其中灰度级数 $M = 4$, 参数设置为: $d = 1, \theta = 0^\circ$, 所得结果如图 5 所示。

		1	2	3	4
1	1	1	3	4	
2	2	1	4	4	
3	3	3	4	2	
4	2	3	1	4	

图 5 一幅图像水平方向对应的共生矩阵

从上述得到的灰度共生矩阵中计算一些参数统计量^[16], 如能量、熵、对比度、相关性。由于灰度共生矩阵的特征与其方向有紧密联系, 若想使提取出的特征具有方向不变性, 即在图像发生旋转时仍保持不变, 则需要计算不同方向的偏移参数下的灰度共生矩阵, 进而求其 4 个参数特征值。

本文取灰度等级 $M = 16$, 偏移量 $d = 1$, 方向 θ 分别取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 然后计算各个方向的灰度共生矩阵, 并对每个方向的矩阵计算 4 个参数值作为特征值, 最后得到一个 $4 \times 4 = 16$ 维的特征向量, 即为提取到的灰度共生矩阵特征。灰度共生矩阵特征提取的具体步骤如下:

1) 将彩色图像转化为灰度图像, 并将其灰度级降为 16 级;

2) 对灰度图像求其 4 个方向的灰度共生矩阵;

3) 分别计算每个方向的灰度共生矩阵特征参数, 即能量、熵、对比度、相关性 4 个参数;

4) 最后得到一幅图像的 16 维特征向量即为灰度共生矩阵特征。

3 分类器

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是目前应用最为广泛的一种有效的特征分类器, 其利用内积空间函数将输入的特征信息提升到高维空间, 在此基础上, 求取该空间的最优分类面。假设超平面为 $w \cdot x_1 + b = 0$, 其中 w 为分类超平面的系数向量, b 为分类面的阈值, 两者共同决定了超平面的位置。为得到最优化的划分, 将问题转化为求取最优优化超平面:

$$\min \phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i, c \geq 0 \quad (8)$$

约束条件为: $y_i [(w \cdot x_1) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0$ 为引入的松弛变量, x_1 为样本特征向量, y_i 为分类标签。

由于 LibSVM^[17]主要用于分类识别和回归分析, 而图像拼接检测是一个二分类问题, 在进行二分类操作时, 一般选用径向基(Radial Basis Function, RBF)核函数, 因为 RBF 核函数相比其他核函数识别效果(也即分类效果)更好。其中 x_2 和 y_2 表示样本特征向量, 径向基核函数如下:

$$k(x_2, y_2) = \exp(-g \|x_2 - y_2\|^2) \quad (9)$$

在进行实验时, 需找到最优参数 c 和 g , 式(8)中的 c 表示惩罚因子, 即对样本错误分类的惩罚程度的大小, c 值越大, 表示对样本点越重视; g 表示核函数的核参数。在寻找最优参数时使用了 K 维交叉验证法和网格搜索法。

K 维交叉验证法是将数据集分成 k 个子集, 每个子集均做一次测试集, 其余的 $(k-1)$ 个子集作为训练集。所谓的网格寻优法就是尝试使用各种可能的 (c, g) 对值, 然后进行交叉验证, 最后找出使交叉验证精确度最高的 (c, g) 对值, 这样就得到了一个分类器模型。

4 实验结果及分析

实验将从灰度共生矩阵中计算得到的参数特征与从游程长度矩阵中提取的特征向量相结合得到新的特征向量, 将其归一化, 继而得到图像最终的特征向量, 然后进行相应的训练

及测试。本文将提出的基于游程长度和灰度共生矩阵特征相结合的拼接检测算法应用到拼接篡改图像集中,通过实验检测准确率来评估该算法在图像拼接篡改检测中的有效性。同时与其他算法进行对比,并分析所提算法的优缺点。算法的实现步骤为:

- 1)从选定的彩色图像中提取游程长度统计特征向量;
- 2)将选定的图像转化为灰度图像,并提取其灰度共生矩阵特征向量;
- 3)将得到的游程长度统计特征与灰度共生矩阵统计量相结合,得到新的特征向量;
- 4)用得到的新特征向量通过图像训练集训练 SVM 得到最优参数以及最优模型;
- 5)使用训练好的 SVM 对图像测试集进行测试,并得到最终的正确识别率。

4.1 实验方法

由于 DVMM 中彩色图像较少,因此在中国科学院彩色图片库 CASIA^[18]中进行了实验。图库中包含 7491 幅真实图片和 5123 幅篡改图片,图片大小变化范围为 $757 \times 568 \sim 1152 \times 768$,图片格式多样,同时图片内容也更为丰富和复杂。实验中所用到的仿真平台为 Matlab R2013a,所选用的分类器即为 LibSVM。

在所有的实验数据中,将自然图像的特征向量标记为+1(positive)、将拼接篡改图像的特征向量标记为-1(negative)作为判别标签。在训练时,为得到使识别率最高的最优参数,本文采用 10 倍交叉验证。每次实验都分别从真实图像和拼接图像库中随机选取 5/6 的图像作为训练集,将其余图像作为测试集。反复进行 30 次实验,取 30 次实验准确识别率的平均值作为最终的检测准确度。

本文采用两种方法来评估所提算法的检测性能:1)在图像拼接检测中通过自然图像的正确检测率(TP率)、拼接篡改图像的正确检测率(TN率)以及综合正确识别率(Accuracy)的高低来进行评价;2)采用 ROC(Receiver Operating Characteristic)曲线的 AUC(Area Under Curve)来进行评价,AUC 越大表示分类效果越好,即算法的性能越好。

$$\text{Accuracy} = 100 \times (TP + TN) / (P + N) \quad (10)$$

其中,P(Positive)指数据集中的正样本个数,N(Negative)指数据集中的负样本个数;TN(True Negative Rate)指分类算法将负例分为负例的个数与所有负例的比值,TP(True Positive Rate)指将正例分为正例的个数与所有的正例的比值,准确率(Accuracy)是指分类算法正确预测的样例占所有样例的比值,AUC 是指 ROC 曲线下的面积。

4.2 实验结果

本文通过对训练集数据进行交叉验证和网格搜索来求取最优参数,其中参数 c 为 256,表示对误判样本的重视程度;核参数 g 为 0.0625,指明核函数模型。

分别对彩色图像色度通道中的单一色差分量 Cb 与 Cr 进行游程长度特征的提取,并进行实验,不同分量中提取的 RLRN 特征对正确识别率的影响如表 1 所列,由表 1 可知,虽然每种分量的特征维数只有 60,但是从 Cr 中提取的特征的最终检测准确度已经达到 94.0%,结合两种分量提取的特征

使得检测的准确度提升至 95.0%。

表 1 不同分量中提取的 RLRN 特征对正确识别率的影响

RLRN	Dim./n	TP/%	TN/%	Accuracy/%	AUC/%
Cb	60	80.2	93.2	87.6	96.14
Cr	60	94.8	93.2	94.0	97.53
Cb+Cr	120	93.6	96.4	95.0	98.44

图 6 示出了由上述 3 种不同类型与维数的特征所得检测结果的 FP 率与 TP 率构成的 ROC 曲线图。其中横坐标为 FPR,纵坐标为 TPR,而 AUC 即为 ROC 曲线下的面积。从图 6 中可以明显看出粗曲线下的面积最大($AUC=0.9844$),对应的分类器即为由 Cb 和 Cr 两类色度空间中提取的游程长度特征相结合而训练出来的,说明该分类器的性能优于使用单一色度空间所提取的特征训练出来的分类器。这一结论与表 1 中的数据正好相互对应。

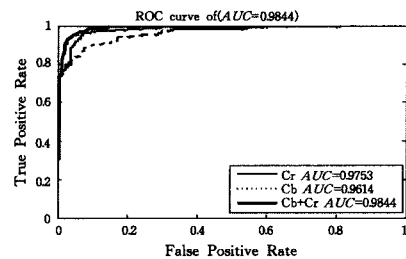


图 6 色度分量 RLRN 的 ROC 曲线图

表 2 列出了分别使用 RLRN、GLCM 以及两者相结合的 3 类不同特征对分类器进行训练和测试的结果。从表 2 中可以看出单独使用 GLCM 特征的最终分类准确率只有 81.2%,分类效果并不好,但由于只有 16 维,计算复杂度较低。当将 RLRN 与 GLCM 两类特征结合以后,最终的检测准确度最高达到 98.2%,胜过单独使用 RLRN 特征,此时特征向量的维数为 136 维。

表 2 GLCM 与 RLRN 特征前后识别准确度的比较

Feature Vector	Dim./n	TP/%	TN/%	Accuracy/%	AUC/%
RLRN	120	93.6	96.4	95.0	98.44
GLCM	16	84.8	77.6	81.2	89.20
GLCM+RLRN	136	97.6	98.8	98.2	99.62

通过图 7 中的 ROC 曲线图能够明显看出点状虚线下的面积最大,其 $AUC=0.9962$,即由 RLRN 和 GLCM 相结合的特征训练出来的分类器的分类效果最好。

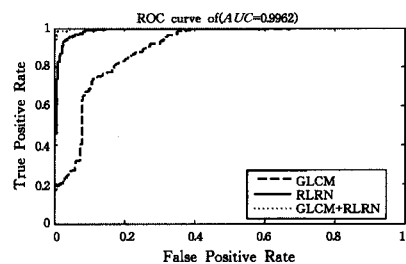


图 7 GLCM,RLRN 的 ROC 曲线图

为了评估所提方法的性能,本文对比了其他最近的研究方法^[8-10]。相比文献[8],本文改用游程长度直方图统计特征量作为检测纹理变化的特征,不仅减小了计算量,同时还增加了有效信息。本文只计算游程长度统计直方图的前 15 个统

计量来作为特征,相比文献[9]有所改进,减小了计算量。由于文献[10]使用了 LBP 描述子,尽管识别准确度较高,但大大增加了特征向量的维数,因此本文考虑使用 GLCM 特征来代替 LBP 特征,以此来达到相同的目的,即提取像素间相关性,同时降低特征向量维数。

综合上述对比及改进,本文在色度空间提取 RLRN 特征的同时又结合 GLCM 特征,不仅能够提取出图像篡改前后纹理信息的变化,还能得到图像相邻像素值之间的相关性,使得提取的特征更具有表征性。其对比结果如表 3 所列,可以明显观察到,所提方法的分类效果优于之前的方法,同时图 8 也通过 AUC 曲线图间接地反映出所提方法的性能高于其他 3 种方法。

表 3 不同算法之间性能的比较

Methods	Dim./n	Accuracy/%	AUC/%
Ref. [8]	163	84.36	89.31
Ref. [9]	50	88.28	92.66
Ref. [10]	480	95.20	96.87
Ours	136	98.20	99.62

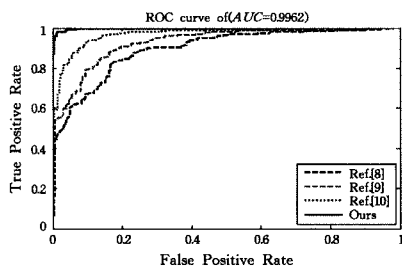


图 8 本文方法与其他文献方法性能的比较

结束语 针对图像拼接篡改检测,提出一种基于游程长度和灰度共生矩阵特征相结合的检测方法,首次将两种特征相融合。在彩色图像的 Cb 和 Cr 色度通道计算差分图像,并在此基础上提取 4 个方向的游程长度作为特征向量的一部分;接着提取每幅图像的灰度共生矩阵,并计算其 4 种参数作为特征向量的另一部分。通过图像数据集训练出 LibSVM 模型并进行测试,最后利用 Accuracy 和 AUC 两个参数值评判算法的好坏。实验结果显示,与其他方法相比,本文提出的方法可以在较小的计算复杂度和更少的特征维数下,实现一个相对高的检测精度。接下来将进一步研究对篡改图像的篡改区域进行精确定位。

参考文献

- [1] NG T T, CHANG S F. A Model for Image Splicing[C]//International Conference on Image Processing. 2004;1169-1172.
- [2] SHI Y Q, CHEN C, CHEN W. A Natural Image Model Approach to Splicing Detection[C]//Proceedings of the 9th Workshop on Multimedia & Security. 2007;51-62.
- [3] DVMM Laboratory of Columbia University; Columbia Image Splicing Detection Evaluation Dataset[OL]. <http://www.ee.columbia.edu/in/dvmm/downloads/AuthSplicedDataSet/photographers.html>.
- [4] HE Z, SUN W, LU W. Digital image splicing detection based on approximate run length[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(12):1591-1597.
- [5] SHI Z N, SHEN X J, CHEN H P, et al. Blind Detection of Image Splicing Based on Fuzzy Run-Length[C]//International Conference on Computer and Information Technology. 2015;915-920.
- [6] LI S H, CHEN G C, SU B, et al. Blind Detection of Splicing Image Based on Gray Level Co-occurrence Matrix of Image DCT Domain[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2011, 45(10):1547-1551. (in Chinese)
李生红, 陈古春, 苏波, 等. 基于图片 DCT 域共生矩阵的图像拼接盲检测[J]. 上海交通大学学报, 2011, 45(10):1547-1551.
- [7] LI Y, ZHONG L, LI J. Detection of Image Splicing Forgery Based on LBP and Co-occurrence Matrix[J]. Journal of Wuhan University, 2015, 61(6):517-524. (in Chinese)
李燕, 钟磊, 李健. 基于 LBP 和共生矩阵的图像拼接篡改检测[J]. 武汉大学学报, 2015, 61(6):517-524.
- [8] DONG J, WANG W, TAN T, et al. Run-length and edge statistics based approach for image splicing detection [C]//Digital Watermarking. 2008;76-87.
- [9] MOGHADDASI Z, JALAB H A, NOOR, et al. Improving RLRN Image Splicing Detection with the Use of PCA and Kernel PCA [J]. The Scientific World Journal, 2013, 2014:606570.
- [10] MUHAMMAD G, AL M H, HUSSAIN M, et al. Copy Move Image Forgery Detection Method Using Steerable Pyramid Transform and Texture Descriptor [C]//Image Processing and Analysis. 2013;1586-1592.
- [11] EL-ALFY E S M, QURESHI M A. Combining spatial and DCT based Markov features for enhanced blind detection of image splicing[J]. Pattern Analysis and Applications, 2015, 18(3):713-723.
- [12] SHI Y Q, CHEN C, XUAN G. Steganalysis Versus Splicing Detection [C]//International Workshop on Digital Watermarking. 2007;158-172.
- [13] AMANI A, MUHAMMAD H, HATIM A. Splicing Image Forgery Detection Based on DCT and Local Binary Pattern [C]//GlobalSIP. 2013;253-256.
- [14] GALLOWAY M M. Texture analysis using gray level run lengths[J]. Graphics Image Process, 1975, 4(2):172-179.
- [15] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural Features for Image Classification[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1973, SMC-3(6):610-621.
- [16] YAO H Y, LI B C. Generalized Co-occurrence Matrix Method for Content-based Image Retrieval[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(34):98-103. (in Chinese)
姚宏宇, 李弼程. 基于广义图像灰度共生矩阵的图像检索方法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(34):98-103.
- [17] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM; A Library for Support Vector Machines[OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html#nuandone>.
- [18] National Lab of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Science. CASIA Tampered Image Detection Evaluation Database(CASIA TIDE v2.0)[OL]. http://forensics.idealtest.org:8080/index_v2.html.