



研究与开发

顽健合成图像篡改检测及定位

王潇, 张荣, 郭立君

(宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 针对自然图像与高度仿真的计算机生成图像的合成图像篡改检测问题, 提出在 YCbCr 颜色空间基于差分直方图和中心对称局部二进制模式提取图像块颜色和纹理特征的方法, 通过训练后验概率支持向量机模型对待测图像块进行识别。在不重叠分块情况下先大致判断篡改区域, 然后在该区域内逐像素分块判别, 最终实现篡改区域精确定位。实验结果表明, 对 128 dpi × 128 dpi 图像块的识别率达到 94.75%, 高于现有方法; 对合成图像篡改区域能够实现精确定位, 且对旋转、缩放操作表现出较好的顽健性。

关键词: 合成图像; 特征提取; 后验概率支持向量机; 篡改检测

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2017214

Robust tampering detection and localization of composite image

WANG Xiao, ZHANG Rong, GUO Lijun

College of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: Aiming at the problem of tamper detection of composite image of natural images and highly simulated computer-generated images, a method of extracting image block color and texture feature based on differential histogram and local binary texture descriptor in YCbCr color space was proposed. By training posterior probability support vector machine, the image block to be measured was identified. In the case of non-overlapping block, the approximate tampering area was general judged, then the block was discriminated by pixel in the region, ultimately the accurate location of tampering area was achieved. The experimental results show that the recognition rate of 128 dpi × 128 dpi image blocks is 94.75%, which is higher than other methods. The tapering region of the synthesized image can be precisely positioned, and the rotation and scaling operation show good coercivity.

Key words: composite image, feature extraction, posterior probability support vector machine, tampering detection

1 引言

随着计算机图形技术的发展, 计算机生成图

像 (computer graphic, CG) 在互联网、各种社交媒体上得到广泛传播, 各种“以假乱真”的计算机生成图像充斥在网络和媒体中, 其在社会传媒、

收稿日期: 2017-04-18; 修回日期: 2017-06-30

通讯作者: 张荣, zhangrong@nbu.edu.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY17F030002); 浙江省“信息与通信工程”重中之重学科开放基金资助项目 (No.xkx11521, No.xkx11516)

Foundation Items: Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No.LY17F030002), Zhejiang Province “Information and Communication Engineering” in the Top Priority of the Subject of Open Fund (No.xkx11521, No.xkx11516)

司法、保险以及新闻出版等领域的恶意使用,给社会公信、司法公正及社会稳定带来了很大挑战。针对计算机生成图像的图像真实性取证成为数字图像安全领域的热点问题^[1-3]。

在图像取证领域,高度仿真的计算机生成图像被看作图像伪造的形式之一。目前针对计算机生成图像的取证工作有两个层次:对自然图像(photo-graphic image, PG)和计算机生成图像的识别;对两种来源(即自然图像和计算机生成图像)的图像的合成篡改检测和篡改区域定位。前者是一个简单的二分类问题,其分类好坏主要取决于选取的分类特征^[4];后者则相对复杂,其检测性能主要受篡改块大小、篡改操作的复杂程度等因素影响,对算法的顽健性要求较高。

针对前者两类图像的识别问题,近年来引起图像取证研究者的广泛关注,并取得较大进展。Farid^[5]通过小波变换计算各子带小波系数统计特征,实现了对自然图像的有效识别,但特征维度太高。Peng^[6]分析相机传感器模式噪声(sensor pattern noise, SPN)特征,提取 SPN 的统计特征及分形维数进行分类检测。Wu 等人^[7]提出基于差分直方图(difference histogram, DH)特征的计算机生成图像检测方法。Li 等^[8]用局部二进制模式(local binary pattern, LBP)图像纹理特征描述子^[9]构造 236 维特征,分类准确率达 98.3%。在此基础上,申铨京等^[10]采用多尺度局部二进制计数(local binary count, LBC)模式,将特征维度降低到 54 维并取得了 96.25%的分类准确率。

上述算法对大尺寸的整幅图像识别能够达到较高的准确率,但所提取的特征却未必能进一步应用到较小尺寸的图像块分类中。Conotter 等人^[11]根据图像在小波统计与模式噪声方面的特点,对图像进行适当大小的重叠分块,提取每一个图像块的 216 维小波统计特征和 12 维模式噪声统计特征,实现对图像中篡改区域的定位,但该方法对于两类图像块的分类准确率并不高。Ke 等人^[12]

考虑图像的颜色、纹理和形状特点,构造 107 维特征,训练支持向量机(support vector machine, SVM),对两类图像的分类准确率达到 94.125%,相比小波特征^[11]有所提高。但该算法在训练分类器模型时提取的是整幅图像的特征,对一幅待测篡改图像进行小尺寸的图像块分类时,并不能很好地适用于图像块的分类,因此识别率不高,定位效果并不理想。针对合成图像的篡改检测与区域定位问题,分析并捕捉到更能区分两类图像块内在差异的特征,成为算法实现的重要一步。深入分析图像块在颜色、纹理方面的差异,在参考文献[7]的基础上,结合旋转不变的中心对称局部二进制模式(central symmetry local binary pattern, CSLBP)直方图,克服传统 LBP 不能抵抗旋转操作的局限性。使用大量的图像块训练后验概率支持向量机(posterior probability support vector machine, PPSVM)模型,而非简单地使用整幅图像。另外,篡改区域定位时,对参考文献[11]采取直接对待测图像重叠分块的方法进行改进,先对待测图像进行不重叠分块判别,获得大致篡改区域;然后在该区域内采用重叠分块检测方法,最终精确判定图像中拼接的区域。本文算法具有较高的分类准确率,减少了在非篡改区域重叠分块判决的时间,提高了检测效率。

2 本文算法

本文所提的合成图像篡改检测及定位算法流程如图 1 所示。

2.1 分类器选择

对于训练图像块集 $\{x_i \in R^n, i=1,2,\dots,l\}$, 包含大量自然图像块(正样本)和计算机生成图像块(负样本),假设每个图像块的标签为 $y_i = \{1,-1\}$,传统的 SVM 模型^[13]定义为一种特征空间上间隔最大的线性分类器。通过学习策略使间隔最大化^[14],利用拉格朗日方法得到图像块的类别决策函数:

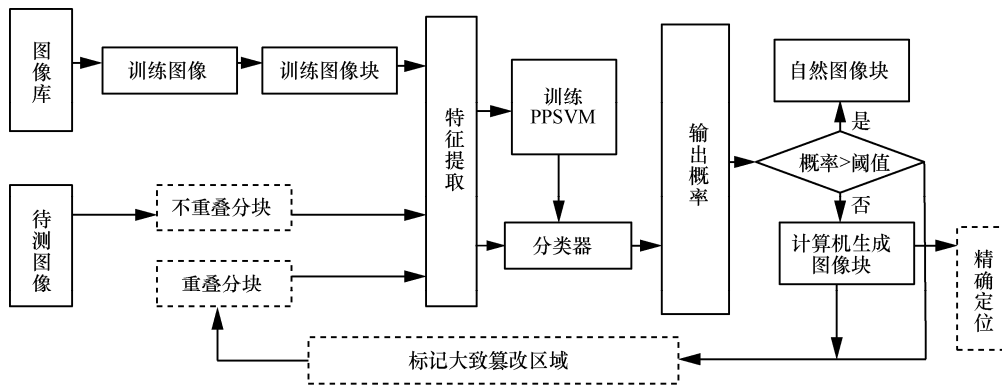


图1 本文算法流程

$$f(x_i) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j) + b^*) \quad (1)$$

其中, α_i^* 为优化最优分类面过程中其对偶问题的最优解, $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)\varphi(x_j)$ 为核函数,

$b^* = y_i - \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* K(x_i, x_j)$, $f(x_i)$ 表示图像块的预测类别。

传统的 SVM 能够确定图像块的所属分类标签, 输出分类标签为 1 或 -1, 对图像块的分类隶属概率却没有说明。在本文的合成篡改检测中, 图像块 (尤其是包含异源内容的图像块, 如篡改块边缘区域的图像块) 分类是一个不确定问题, 更期望得到测试图像块的后验类别概率 $P(y_i = 1 | x_i)$, 即该图像块属于自然图像块的概率, 而不是简单地将测试图像块二分类。根据 Platt 等人^[15]提出的 PPSVM 模型, 用 Sigmoid 函数作为后验概率输出函数, 得到测试图像块属于自然图像类别的概率:

$$P(y_i = 1 | f(x_i)) = \frac{1}{1 + \exp(Af_i(x_i) + B)} \quad (2)$$

其中, $P(y_i = 1 | f(x_i))$ 表示图像块在传统 SVM 输出 $f(x_i)$ 的条件下属于自然图像块的概率, 而参数 A 、 B 可利用训练图像块集或其子集最大似然估计得到^[12]。本文通过设置合理的阈值 T , 对计算得到的概率进行判决, 偏向 CG 图像块具有较高的概率, 而偏向于 PG 图像块概率

值较低, 即:

$$\begin{cases} y_i \in \{y_i = 1\}, P(y_i = 1 | f(x_i)) > T \\ y_i \in \{y_i = -1\}, P(y_i = -1 | f(x_i)) \leq T \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\{y_i = 1\}$ 和 $\{y_i = -1\}$ 分别代表自然图像块和计算机生成图像块。

2.2 特征提取

计算机生成图像在成像过程中, 生成途径和获取手段都与自然图像不同, 不管是建模、润饰还是光照等都远不如自然产物复杂, 在颜色、纹理等方面都不如自然图像复杂。差分矩阵代表了图像像素与周围像素之间的关系, 反映图像颜色分布情况和纹理的粗细程度。在 DH 基础上, 引入 CSLBP 纹理描述子对图像块进行颜色和纹理特征的提取。

本文重点在于挖掘两类图像块在颜色、纹理方面的特征差异, 不同的颜色分量可以用来反映颜色特征, 而纹理结构可通过邻近像素点之间的亮度层次变化来描述^[16]。本文在 YCbCr 空间提取两类图像块的 DH 和 CSLBP 特征, 并与常用的 RGB、HSV 空间的识别率对比后发现, 在 YCbCr 颜色空间提取的特征对 PG 和 CG 图像块的检测率最高 (见第 3.2.1 节), 说明此颜色空间提取的本文特征能够很好地捕获两类图像块在颜色和纹理上的差异, 适用于对合成图像中篡改块的检测。

2.2.1 差分直方图

与自然图像相比, 计算机生成图像所采用的颜色比较单一, 图像中会出现大面积像素值相同

或相近的图像块,在计算图像的差分矩阵后,差分矩阵中会出现大面积的值为零或接近零的区域。在差分直方图上表现为直方图零值附近的区间会出现更多的像素点。为更全面描述图像内在特征,进一步计算图像的二阶差分矩阵,并选择水平、垂直、主对角以及次对角4个方向得到共14个差分矩阵,统计得到归一化直方图分布。示例图像如图1所示,PG与CG示例图像及其DH分布如图2所示(此处均选取Y通道)。

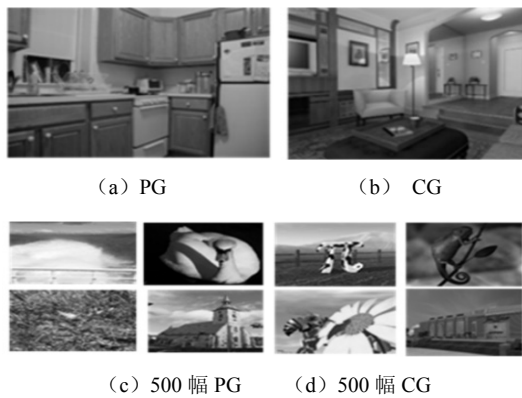


图1 示例图像

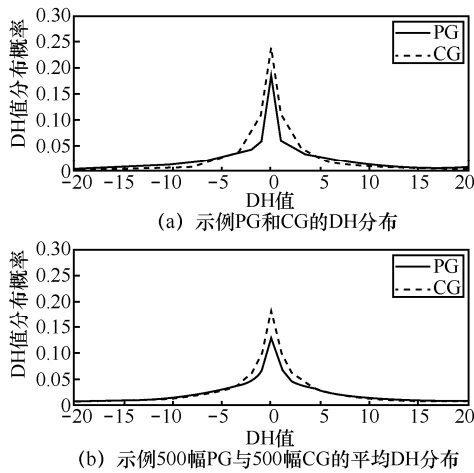


图2 PG与CG示例图像及其DH分布

$H(n)$ 与 $H(-n)$ 呈对称性,取平均值。且当 n 较大时,区分度变得很小,因此只取区分度比较高的零值附近的前 k 个值,即:

$$H(0), \frac{H(-1)+H(1)}{2}, \dots, \frac{H(-n)+H(n)}{2}, 1 \leq n \leq k \quad (4)$$

这样,每一幅图像可计算得到 $14(k+1)$ 维特征向量(本文取 $k=3$)。

2.2.2 中心对称局部二进制模式

根据Maenpaa等人^[17]提出的CSLBP,比较中心像素的对称像素对之间的大小关系,形成对图像的一种表达,用来描述图像的局部纹理。相对于LBP,CSLBP具有旋转不变性的优点。具体描述如下:

$$\begin{cases} CSLBP_{R,N,T}(x,y) = \sum_{i=0}^{\frac{N}{2}-1} S(n_i - n_{i+\frac{N}{2}}) 2^i \\ S(x) = \begin{cases} 1, & x > th \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

其中, n_i 和 $n_{i+\frac{N}{2}}$ 是关于中心像素对称的两个

像素, N 表示中心像素邻域内的像素个数, R 表示邻域半径, th 为对称的两个像素的差值阈值(本文 $th=0$)。统计图像中16种不同的CSLBP二进制模式分布形成CSLBP分布直方图,反映两类图像在色彩数量、边缘信息以及平滑度等方面的差异。图3给出了几例典型的自然图像和计算机生成图像在YCbCr空间中提取的Y通道CSLBP分布,其中,图3(a)、图3(b)都是相对比较平滑的图像,计算机生成图像(图3(b))对应的CSLBP分布直方图(图3(f))变化更平缓。对比纹理比较丰富的图3(c)、图3(d),也会有同样发现:计算机生成图像(图3(d))的变化(图3(h))更平缓。实验证明,CSLBP直方图特征可以有效表征两类图像块的内部纹理结构特点,捕获它们在纹理方面的差异。

2.3 篡改检测

尽管通过混合特征训练的分类器模型可以很好地识别计算机生成图像块与自然图像块,为了解决目前网络媒体中常见的将计算机生成的对象或场景嵌入自然图像中的篡改操作问题,本文将

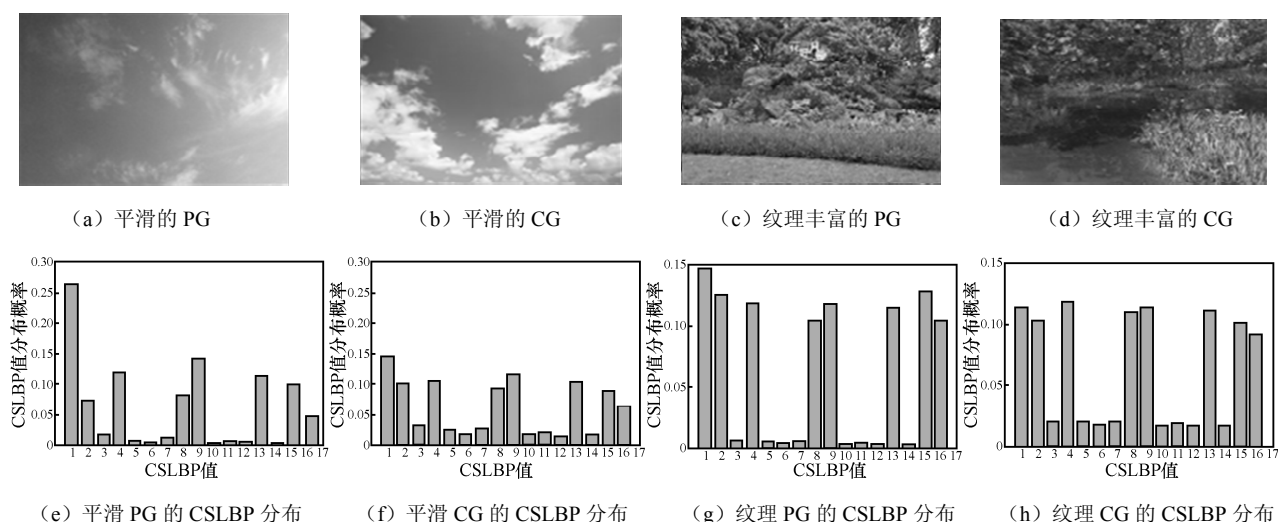


图3 PG与CG示例图像及其CSLBP分布

训练好的模型进一步应用到此类篡改图像的检测定位中。本节重点在于如何运用训练的分类器模型实现篡改部位的检测与定位。

为了实现自然图像与计算机生成图像的合成篡改检测, 现有的方法是对一幅 $M \times N$ 大小的待测图像进行大小为 $n \times n$ 重叠分块, 这样可以得到 $(M - n + 1) \times (N - n + 1)$ 个图像块。然后提取每一个图像块的特征。最后, 送入训练好的分类器模型, 计算每一个图像块分别属于计算机生成图像块和自然图像块的概率。

在现有方法的基础上, 考虑到直接对待测图像进行重叠分块、逐块识别会使时间复杂度较高, 先对整幅图像进行大小为 $n \times n$ 的不重叠分块, 得到 $M \times N / n^2$ 个不重叠的图像块。用训练好的分类器模型对每一个图像块的提取特征进行分类识别, 后验概率支持向量机输出属于正类别的概率。分类结果偏向于自然图像块拥有较高的概率, 分类结果偏向于计算机生成图像的子块概率值较低。通过设定合适的阈值将图像子块进行分类, 因为概率的范围为 $0 \sim 1$, 阈值的选择也为 $0 \sim 1$ 。当图像子块的概率大于阈值 T 时, 该图像子块被认为是自然图像; 小于阈值时, 被认为是计算机生成图像, 由此确定

篡改的大致区域。

为使取证更有说服力, 在大致定位篡改区域内进一步精确定位。精确定位的方法是在确定的大致范围内采取重叠分块、逐块判别。若其后验概率值 $P(y_i = 1 | f(x_i))$ 小于 T , 认为该图像块属于篡改块 (计算机生成图像块), 若大于或等于 T , 则判决为真实块 (自然图像块)。

3 实验结果及分析

通过实验评估本文算法的有效性, 采用基于 RBF (radial basis function) 的 PPSVM 分类器 (PPSVM 工具包^[15]) 实现图像分类, 所有实验在 MATLAB 2015a 环境下进行。

3.1 图像库与实验图像集

实验中使用的图像库是 PG 和 CG 图像库, 所有图像采用 JPEG 压缩格式。PG 图像库中包含 800 幅由个人拍摄的照片图像, 图像内容包含晴天/阴天/雨天、白天/夜晚、室内/室外、人物/建筑/风景照等不同场景。CG 图像库包含 800 幅高度逼真的计算机生成图像, 来自 Columbia 大学 CG 图像库^[18]和 www.raph.com 网站, 图像内容同样包括不同主题。图 4 和图 5 分别给出文中使用的自然图像和计算机生成图像示例。



图4 自然图像示例



图5 计算机生成图像示例

为了能够实现待测图像的篡改区域定位,将该图像库中的图像进行大小合适的分块,构造足够数量的随机图像块集。图像集中分为自然图像块(正样本,标签为1)和计算机生成图像块集(负样本,标签为-1)各4 000块,用于训练两类图像块的分分类器模型。

3.2 实验结果

实验中,将构造的图像块集随机分为训练集和测试集。进行了两方面的实验分析。首先是选

择颜色空间提取特征,训练分类器模型,评估其识别性能;其次是对提出的篡改检测及定位算法的有效性进行验证。

3.2.1 不同颜色空间的识别率

图6给出了5幅经典图像及其在不同颜色空间的DH和CSLBP分布。通过观察经典图像在不同颜色空间的DH和CSLBP直方图分布,选择合适的颜色通道。

进一步,按照相同的流程分别在RGB、HSV和YCbCr颜色空间的各个通道提取两类图像128 dpi×128 dpi块的DH和CSLBP特征,对两类图像块的识别率进行比较,实验结果见表1。

TPR (true positive rate, 真正率)即被模型正确识别PG图像块的正确率, TNR (true negative rate, 真负率)为模型正确识别CG图像块的正确率, ACC (accuracy, 准确率)为分类平均准确率。实验结果表明:在YCbCr颜色空间提取的本文特征平均检测率高于在RGB和HSV颜色空间,同时,从YCbCr空间的各个通道检测率可以看出,Y通道检测率最高,而颜色通道Cb和Cr的检测率相近。

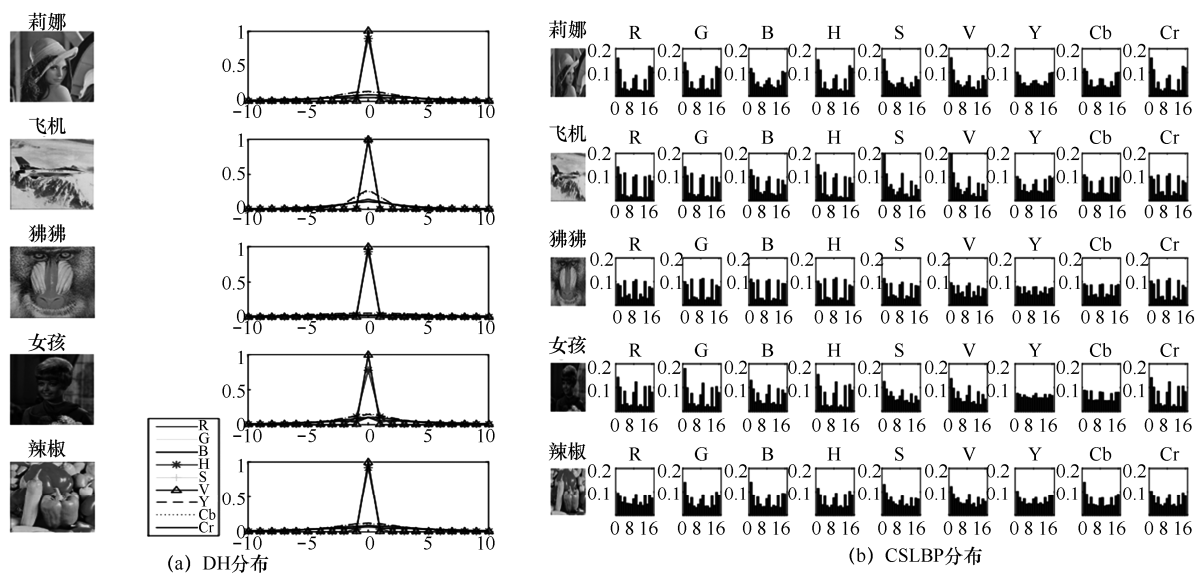


图6 经典图像的DH和CSLBP分布



表 1 不同颜色空间实验结果对比

颜色空间	颜色通道	TPR	TNR	ACC
RGB	R	95%	91%	93%
	G	95.7%	91.2%	93.45%
	B	96.6%	90.6%	93.6%
HSV	H	96.3%	92.1%	94.2%
	S	95.2%	91.1%	93.15%
	V	97%	91%	94%
YCbCr	Y	96.5%	92.4%	94.45%
	Cb	97.2%	91.4%	94.3%
	Cr	96.3%	92.1%	94.2%

进一步列举本文特征在各颜色通道对图像块分类识别准确率的接受者操作特征曲线(ROC 曲线),如图 7 所示,曲线越接近左上角表明该特征有更好的分类效果。因此选择 YCbCr 空间,考虑特征维度,本文仅采用 Y 通道和 Cb 通道提取特征。

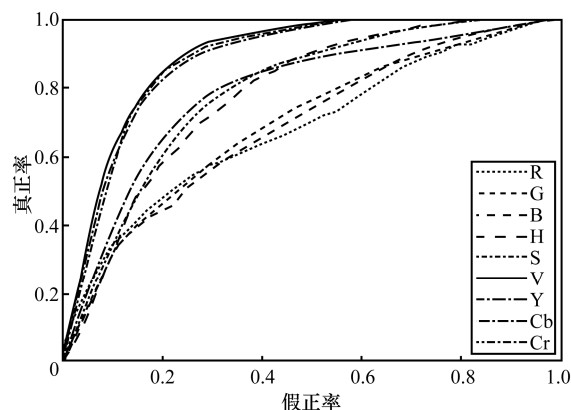
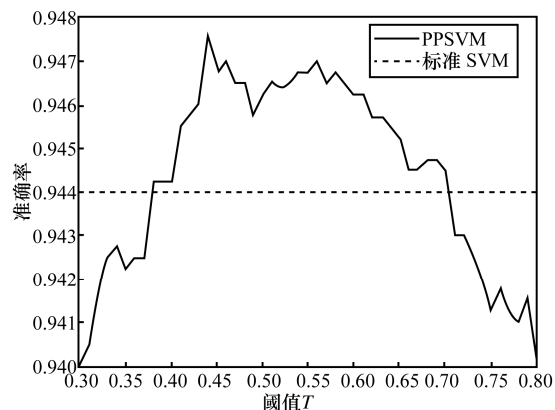


图 7 不同颜色空间特征识别率操作者受试曲线

3.2.2 PPSVM 分类器有效性

为测试 PPSVM 分类器的有效性,实验过程中采用 10 倍交叉验证,随机选择图像块集的 70% 做训练集,剩余 30% 做测试集,调整阈值 T ,每一次测试均可得到测试图像块在不同阈值 T 下的识别准确率。根据最小分类错误率原则,取 10 次交叉验证的平均正确率最高时的阈值作为本文进行两类图像块判别的阈值 T (即下文大致定位时的阈值)。本文使用的 PPSVM 与对比参考文献[7,8]使用的标准 SVM 对比结果如图 8 所示,当阈值

$T=0.45$ 时,PPSVM 分类器在 $128 \text{ dpi} \times 128 \text{ dpi}$ 的图像块上分类准确率达到 94.75%,高于传统 SVM 时 94.4% 的准确率。

图 8 自然图像和计算机生成图像 $128 \text{ dpi} \times 128 \text{ dpi}$ 图像块 PPSVM 与 SVM 检测率对比

3.2.3 模型的识别性能

为了将所提出算法更加精确地应用于下面的合成图像局部篡改块分析中,将图像库中的图像分别裁剪为 $256 \text{ dpi} \times 256 \text{ dpi}$ 、 $128 \text{ dpi} \times 128 \text{ dpi}$ 尺寸的图像块,在不同尺寸图像块上分别验证算法的有效性。对于不同尺寸的图像块集,随机选取自然图像块与计算机生成图像块各 2 000 块,分别提取 Y 通道和 Cb 通道的 DH 和 CSLBP 直方图特征,训练 PPSVM 模型。

如图 9 所示,列举本文与对比文献中几种不同特征对 $128 \text{ dpi} \times 128 \text{ dpi}$ 图像块分类准确率的 ROC 曲线,可以看出本文采用特征识别率高于对比文献,分类效果突出。

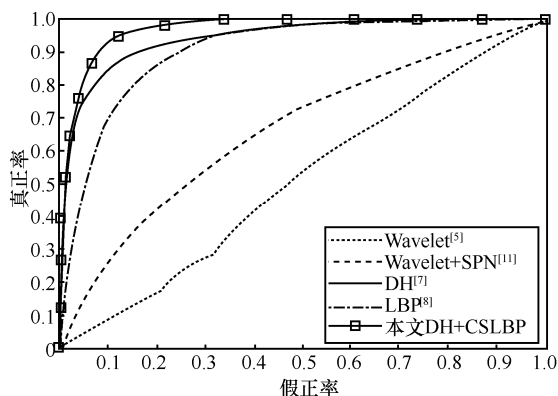


图 9 对比算法的 ROC 曲线

表2给出了本文所用DH+CSLBP特征训练模型与现有方法[5,7,8,11]所提取的特征在相同图像块集上的对比测试结果,结果表明本文提取的特征具有较好的识别能力。

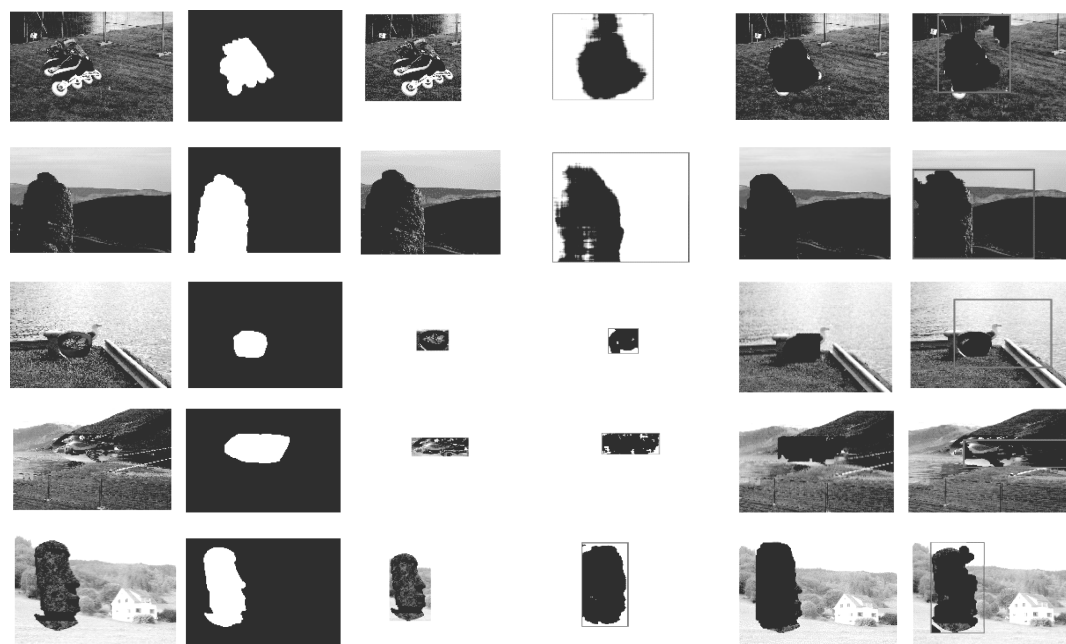
3.2.4 篡改定位结果

将本文提出的分类方法应用到自然图像中嵌入的计算机生成图像块的检测上。考虑到篡改图像出现的情况通常是在一幅自然图像中生成某种

自然界不存在的对象或者虚拟场景,一般来讲插入的对象都具有一定大小及形状,因此,在实验中对测试图像进行128 dpi×128 dpi分块并采用之前训练的128 dpi×128 dpi分类器模型。应用第2.3节提出的检测方法,图10给出了篡改检测结果。其中,图10(a)是5幅篡改后图像,在真实的自然图像中含有计算机生成的图像块;图10(b)是篡改图像的篡改位置;图10(c)是在先对待测图像

表2 识别性能对比结果

算法	块尺寸	特征维数	TPR	TNR	平均正确率
Wavelet ^[5]	256 dpi×256 dpi	216	84.2%	79.6%	81.9%
	128 dpi×128 dpi		80.2%	78.8%	79.5%
Wavelet+SPN ^[11]	256 dpi×256 dpi	228	83.6%	88.6%	86.1%
	128 dpi×128 dpi		80.8%	89.7%	85.25%
DH ^[7]	256 dpi×256 dpi	112	95.8%	92.9%	94.35%
	128 dpi×128 dpi		95.6%	89.4%	92.5%
LBP ^[8]	256 dpi×256 dpi	236	93.6%	86.5%	90.05%
	128 dpi×128 dpi		92.9%	84.1%	88.5%
DH+CSLBP	256 dpi×256 dpi	144	98.9%	94.7%	96.8%
	128 dpi×128 dpi		97.7%	91.8%	94.75%



(a) 篡改图像 (b) 篡改位置 (c) 大致篡改区域 (d) 检测概率图 (e) 精确定位 (f) 参考文献[11]结果

图10 本文算法对篡改图像的定位结果



进行不重叠分块后确定的大致篡改区域 ($T=0.45$); 图 10 (d) 给出了图 10 (c) 进一步重叠分块后的 PPSVM 检测概率, 越接近 1 表示该区域越接近真实区域 (自然图像); 图 10 (e) 给出了最终定位效果, 计算机生成图像块的中心像素标记为 0, 并经过腐蚀和膨胀形态学处理; 图 10 (f) 给出了参考文献[11]的定位结果。

3.2.5 几何变换顽健性分析

为了验证本文算法对于抵抗常用的几何变换 (如缩放和旋转) 操作的顽健性, 本文又进行了进一步的实验。

定义分类准确率 TPR 和误检率 FPR ; TP 为篡改块 (计算机生成块) 判定为篡改块的个数; FN 为篡改块判定为真实块 (自然图像块) 的个数; FP 为真实块判定为篡改块的个数; TN 为真实块判定为真实块的个数。分类准确率和误检率分别定义为:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (7)$$

将测试集中的图像块分别按照不同的缩放因子和旋转因子进行缩放、旋转处理, 提取本文 144 维特征, 利用前面的模型进行分类检测。检测率见表 3 和表 4。

表 3 缩放情况下的检测率

检测率	0.6	0.8	1.0	1.2
TPR	78.5%	93.9%	94.5%	93.2%
FPR	22.3%	1.8%	3.3%	3.5%

表 4 旋转情况下的检测率

检测率	45°	90°	135°	180°
TPR	78.6%	94.7%	94.2%	92.5%
FPR	12.6%	5.6%	8.9%	8.0%

如图 11 所示, 篡改图像块分别经过了旋转、放大和缩小, 篡改图像均采用 JPEG 压缩。

观察篡改检图像的定位结果, 本文所提算法对于抵抗旋转、缩放几何操作, 具有很好的顽健性, 能较好地定位出篡改区域。

4 结束语

本文基于图像在 YCbCr 颜色空间的差分直方图特征与局部二进制特征, 结合后验概率支持向量机训练对计算机生成图像块与自然图像块的分类模型, 并将此模型进一步应用到包含有这两类图像的合成图像篡改检测与定位算法中。定位时, 提出“两步走”策略, 通过对图像不重叠分块进行分类识别, 定位出大致篡改区域, 再进一步在该区域内进行重叠分块, 检测各个图像子块的类别, 从而实现精确定位。经大量实验表明, 算法在保持较高的检测率和检测效率的情况下, 对两

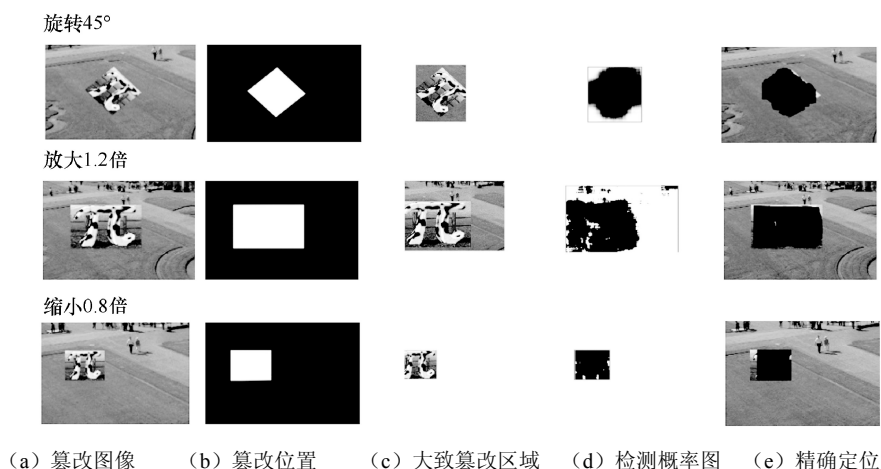


图 11 本文算法几何变换顽健性实验结果

类图像块都具有较高的识别能力,并且能达到对篡改区域准确定位的目的,且所提取的特征对几何变换操作具有较强的顽健性。

参考文献:

- [1] GAO S, ZHANG C, WU C L, et al. A hybrid feature based method for distinguishing computer graphics and photographic image[C]//International Workshop on Digital Watermarking, September 17-19, 2013, Beijing, China. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2013: 303-313.
- [2] HOLMES O, BANKS M S, FARID H. Assessing and improving the identification of computer-generated portraits[J]. ACM Transactions on Applied Perception (TAP), 2016, 13(2): 7.
- [3] AYYALASOMAYAJULA R S, PANKAJAKSHAN V. Differentiating photographic and PRCG images using tampering localization features[C]//International Conference on Computer Vision and Image Processing, January 12-13, 2016, Singapore. [S.l.:s.n.], 2017: 429-438.
- [4] 王亚东, 张荣, 蒋松慧, 等. 引入垂直全局表观约束的中层特征行人再识别[J]. 电信科学, 2017, 33(4): 114-125.
WANG Y D, ZHANG R, JIANG H H, et al. Person re-identification using mid-level features with vertical global appearance constraint[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(4): 114-125.
- [5] LYU S, FARID H. How realistic is photorealistic?[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(2): 845-850.
- [6] PENG F, ZHOU D, LONG M, et al. Discrimination of natural images and computer generated graphics based on multi-fractal and regression analysis[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2017(71): 72-81.
- [7] WU R, LI X, YANG B. Identifying computer generated graphics via histogram features[C]//2011 18th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 11-14, 2011, Brussels, Belgium. New Jersey: IEEE Press, 2011: 1933-1936.
- [8] LI Z, YE J, SHI Y Q. Distinguishing computer graphics from photographic images using local binary patterns[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2012: 228-241.
- [9] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [10] 申铨京, 李梦臻, 吕颖达, 等. 基于 LBC 的计算机生成图像盲鉴别算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(6): 135-138.
SHEN X J, LI M Z, LV Y D, et al. Blind identification algorithm of photorealistic computer graphics based on local binary count[J]. Computer Science, 2015, 42(6): 135-138.
- [11] CONOTTER V, CORDIN L. Detecting photographic and computer generated composites[C]//IS&T/SPIE Electronic Imaging, International Society for Optics and Photonics, August 12-14, 2011, Chennai, India. [S.l.:s.n.], 2011: 3238-3241.
- [12] KE Y, MIN W, DU X, et al. Detecting the composite of photographic image and computer generated image combining with color, texture and shape feature[J]. Journal of Theoretical & Applied Information Technology, 2013, 49(2).
- [13] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology(TIST), 2011, 2(3): 27.
- [14] 裴安山, 王让定, 严迪群. 基于设备本底噪声频谱特征的手机来源识别[J]. 电信科学, 2017, 33(1): 85-94.
PEI A S, WANG R D, YAN D Q. Cell-phone origin identification based on spectral features of device self-noise [J]. Telecommunications Science, 2017, 33(1): 85-94.
- [15] PLATT J. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods[J]. Advances in Large Margin Classifiers, 2000, 10(4): 61-74.
- [16] CHEN W. Detection of digital image and video forgeries[D]. Newark: New Jersey Institute of Technology, 2008.
- [17] MÄENPÄÄ T, PIETIKÄINEN M. Texture analysis with local binary patterns[J]. Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, 2005(3): 197-216.
- [18] NG T T, CHANG S F, HSU J, et al. Columbia photographic images and photorealistic computer graphics dataset[R]. 2005.

作者简介



王潇 (1993-), 女, 宁波大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为数字图像取证与信息安全。



张荣 (1974-), 女, 博士, 宁波大学副教授, 主要研究方向为数字取证与信息安全。



郭立君 (1970-), 男, 博士, 宁波大学教授, 主要研究方向为计算机视觉与模式识别、移动互联网及其应用。