

基于统计特征和马尔可夫特征的图像拼接盲检测

李 哲¹ 张爱新² 金 波³ 李生红¹

(上海交通大学电子工程系 上海 200240)¹ (上海交通大学信息安全与工程学院 上海 200240)²
(公安部第三研究所 上海 201204)³

摘 要 数字图像真实性检测在司法鉴定等领域有着重要的作用。常见的图像拼接篡改会降低图像像素直接的相关性,这可以通过一些统计特征反映出来。采用特征提取-分类的方法,提取矩特征、基于二维相位一致性的统计特征,结合 DCT 域的马尔可夫特征,利用 SVM 分类器进行分类,实现了拼接图像的盲检测。实验结果表明,该方法有较好的鉴别准确率,可达 91.75%。

关键词 拼接图像,矩特征,盲检测,图像特征,分类器

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Method for Image Splicing Detection Based on Statistical Features and Markov Feature

LI Zhe¹ ZHANG Ai-xin² JIN Bo³ LI Sheng-hong¹

(Dept. of Electronic Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)¹

(School of Information Security, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)²

(The Third Research Institute of Ministry of Public Security, Shanghai 201204, China)³

Abstract The authenticity detection of digital images is of great significance in judicial identification. Image splicing is used very often as a falsification method and it will certainly decrease the correlation between image pixels which can be reflected by some statistical features. Combined with Markov features, a new approach which uses moment and phase congruency to extract features was proposed and SVM classifier was used to judge the category an image belongs to. The experimental results show that the proposed method can achieve a detection accuracy of 91.75%.

Keywords Spliced image, Moment feature, Blind detection, Image features, Classifier

数字图像编辑软件可在数字图像篡改后不留任何痕迹。图像的真实性鉴别在司法鉴定和军事等领域有着至关重要的作用。但传统的在图像篡改前加入数字水印和数字签名的鉴别方式并不实用,因而在无先验信息条件下的盲检测发展前景广阔。

1 图像拼接盲检测技术

图像拼接是最为常见的图像篡改手段之一。对这种篡改的盲检测已逐渐成为一个研究热点:有些方法利用篡改后留下的痕迹,如光照不一致、重采样和相机来源不同等方面来鉴别,但是这些方法受到诸如光照条件^[1]、图像是否进行缩放^[2]或相机型号^[3,4]等条件的制约;也有适用范围广泛的基于分类器的鉴别方法:利用哥伦比亚大学图片库^[5]提取双谱统计特征^[6]、二维相位一致性特征^[7]、马尔可夫特征^[8],通过分类器进行分类,准确率分别为 72%,82%,88%。这几种特征提取方式检测准确率不够高。本文适当修改矩特征定义,提出一种新的矩特征和统计特征提取方法,并与马尔可夫特征结

合,通过 SVM 分类器实现对图像拼接篡改的盲检测。实验结果表明,本特征提取方法检测准确率较高,达到 91.75%。

2 特征提取

首先提出一种改进的图像小波域矩特征、统计特征的提取方法,然后结合 DCT 域的马尔可夫特征,构成特征向量。

2.1 一些特征定义

2.1.1 修改的矩特征(Moment)

一阶直方图包含着图像的大量信息,而矩特征经常被用来反映这些信息。用 $H(K)$ 表示直方图的特征函数(CF),亦即一阶直方图的离散傅里叶变换(DFT)。文献[7]矩特征定义中, $H(0)$ 前系数始终为 0。为了保留 $H(0)$ 的信息,本文对文献[7]中的矩特征定义进行如下修改:

$$M_n = \sum_{K=0}^{N-1} (K+1)^n |H(K)| / \sum_{K=0}^{N-1} |H(K)| \quad (1)$$

式中, N 为做图像直方图时不同区间的个数, L 为矩特征的阶数,本文取 $L=1,2,3$ 。后面章节所提到的矩特征,均为上述

到稿日期:2009-08-05 返修日期:2009-10-19 本文受国家 863 项目(编号:2007AA01Z455),国家自然科学基金项目(编号:60772098,60772042),教育部新世纪优秀人才支持计划项目(编号,NCET-0600393),2007 年上海市曙光计划,自然图像智能取证技术研究(60772040)资助。

李 哲(1984—),男,硕士生,主要研究方向为内容安全等,E-mail:sjtulizhe@sjtu.edu.cn;张爱新 女,副研究员,硕士生导师,主要研究方向为信息安全;李生红(1971—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为信息、网络安全。

修改后的矩特征。

2.1.2 二维相位一致性(2-D phase-congruency)

除了幅度,图像相位也包含着大量的图像信息。仅用图像相位信息进行图像恢复,就可以得到图像的大部分信息。图像拼接可能会引入一些边缘,而图像二维相位一致性正是一种很好的反映这些特性的手段。二维相位一致性的计算公式为:

$$PC_2(x,y) = \frac{\sum_o \sum_n W_o(x,y) |A_m(x,y) \Delta \Phi_m(x,y) - T_o|}{\sum_o \sum_n A_m(x,y) + \epsilon} \quad (2)$$

式中, o 代表方向的标号。关于二维相位一致性的更多信息可参考文献[7]。

2.1.3 预测差图像

图像相邻像素之间存在很强的相关性,因而一个像素的值可用其周围的像素值进行预测。然后求原图像与预测图像的差值,可以去除图像中的一些冗余信息,保留能够反映图像边缘信息的高频信息。像素值预测选用文献[7]的公式:

$$\hat{x} = \begin{cases} \max(a,b), & c \leq \min(a,b) \\ \min(a,b), & c \geq \max(a,b) \\ a+b-c, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式中, a,b,c 与 x 的位置如图1所示。

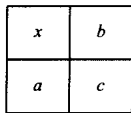


图1 图像像素位置表示

预测差图像像素值可由 $x - \hat{x}$ 求得。

2.2 具体特征提取过程

如图2所示,可以从原图和预测差图像中提取43维特征。首先,对原图进行3阶Daubechies2离散小波变换(DWT),得到12个小波子带。对原图及各小波子带分别提取矩特征,得到 $3 \times 13 = 39$ 维特征。而预测差图像,由于其主要包含高频信息,本文直接提取其统计特征,即均值、方差、峰度和偏斜度,得到一个4维特征。于是可得 $39 + 4 = 43$ 维特征向量。

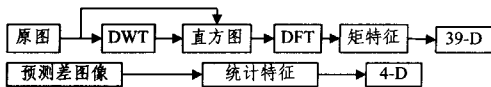


图2 原图与预测差图像的特征提取

此外,可以利用小波重构图像以及原图与其差分来进行特征提取。将第 $i(i=1,2,3)$ 阶离散小波变换的低频子带记作 I_{low_i} (原图可记为 I_{low_0})。将每一阶小波变换的高频子带系数都置为0,仅用低频子带系数 $I_{low_{i+1}}(i=0,1,2)$ 进行图像重构,得到的重构结果记作 $I_{rec_i}(i=0,1,2)$ 。对重构图像 I_{rec_i} ,一方面提取其矩特征,另一方面在计算二维相位一致性后,提取其统计特征。另外,求出各阶小波低频子带系数与重构图像的差分矩阵。由于重构去除了高频特性,因此差分矩阵主要为高频信息,对其提取矩特征和统计特征。整个过程如图3所示,可得到42维特征向量。

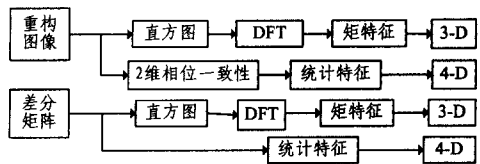


图3 小波重构图像与差分矩阵的特征提取

上述的特征提取过程多数在小波域进行。为了取得更好的分类效果,结合DCT域98维的马尔可夫特征。马尔可夫特征利用DCT系数之间的相关性,对图像DCT系数的绝对值差分矩阵进行 $T=3$ 的阈值处理后计算转移概率矩阵,将转移概率矩阵的元素作为特征进行提取。图4为其流程图。

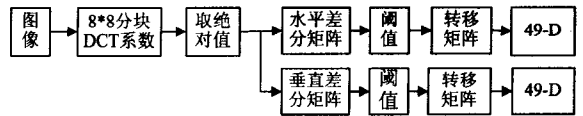


图4 马尔可夫特征提取

最终得到的特征向量维数为 $42 + 43 + 98 = 183$ 。

3 分类

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种建立在统计学习理论和结构风险最小原理基础上的分类器^[9],通过引入核函数,将特征向量映射到更高维的空间,使得原本非线性的分类问题得以解决。因此SVM在非线性分类问题方面有着明显的优势。本文所提取特征为非线性,因而采用SVM作为分类器。具体SVM分类过程为:

- 1)对训练集的每一幅图像提取上述特征,并用不同的标志位来标示其图像所属类别(如标志位为1表示其为真实图像,-1表示拼接图像);
- 2)将训练集特征送入SVM分类器,利用5-fold交叉验证,获得使交叉验证准确率最高的最优参数,并用其训练分类器;
- 3)提取测试集图像的特征,并用训练过的SVM分类器判断其所属类别。

4 实验结果

本文实验采用哥伦比亚大学的图片库,图片大小均为 128×128 。图5为其中一些图片样本。

本文在Matlab7.4.0的平台上进行了20组实验,最终结果由每次实验结果平均得到。机器配置为Intel Celeron(R) CPU 2.80Hz, RAM 738MB。每次实验都随机地在真实和拼接图片中各选取5/6组成训练集,其余作为测试集。对每一幅图片,提取小波域的矩特征、统计特征和DCT域的马尔可夫特征,按照上面的分类步骤,选用核函数为径向基函数的libsvm 2.8.4^[10]作为分类器,便可得到分类结果。

通常采用两种方法来评价分类器性能:一种是用正确的正例(TP)率和正确的负例(TN)率计算算术平均,得到分类正确率;另一种是用ROC曲线(the Receiver Operating Characteristics Curve)的AUC(the Area Under ROC)来表示。AUC越大,则分类效果越好。图6为本文特征(183-D)、统计特征(85-D)和马尔可夫特征(98-D)的ROC曲线。

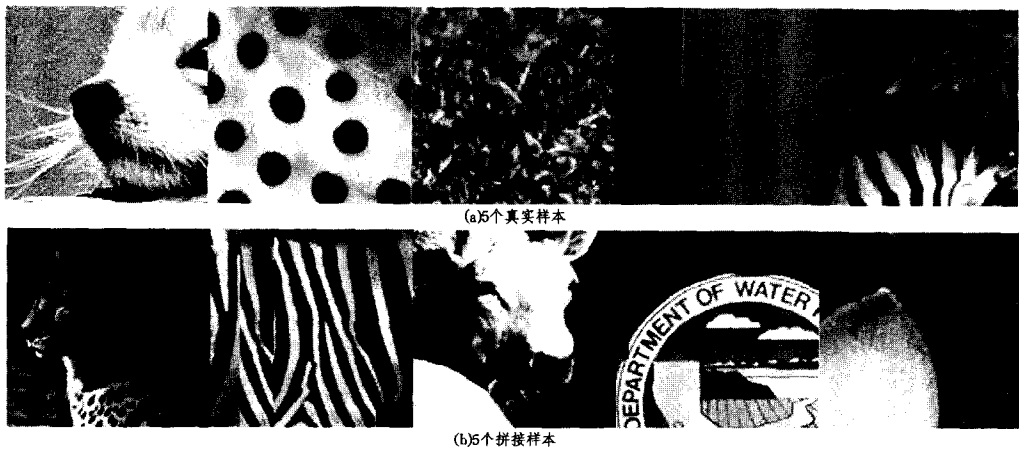


图5 图片集中的一些样本

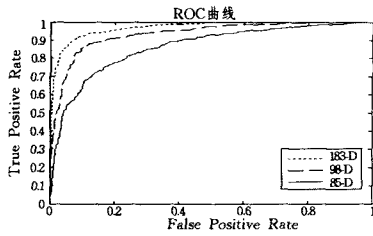


图6 各种特征 ROC 曲线

表1 为上述3种特征集分类结果性能比较。

表1 各种特征提取方法性能

特征集	183-D	85-D	98-D
TP 率	91.03%	76.92%	90.03%
TN 率	92.47%	81.70%	86.61%
正确率	91.75%	79.30%	88.31%
AUC	0.9667	0.8628	0.9350

由表1可见,本文特征的检测准确率明显地高于单一的马尔可夫特征和统计特征,达到了91.75%。图6中183-D的ROC曲线始终位于85-D和98-D的上方,说明其AUC较之二者要大。具体的AUC数值在表1中列出。以上对比说明,本文的特征选取、组合方式是行之有效的。

将图5中的10幅样本图片均选入测试集,测试的结果为:图5(a)中图片全部判定为真实,而图5(b)中图片均被判定为拼接。这几幅图片测试的结果全部正确。可以看出,本文方法具有较好的效果。

结束语 利用自然图像篡改后引起图像统计特征的变化,提取小波系数的矩特征和统计特征,并结合马尔可夫特征,通过SVM分类器,实现了图像拼接盲检测。实验结果表明,本文的方法有着较高的准确率和较好的效率。

目前盲检测方法的研究还远未成熟,今后的工作将主要致力于寻找适合于各种篡改方法的盲检测方法,提高图像盲检测准确率。

参考文献

[1] Johnson M K, Farid H. Exposing digital forgeries by detecting

inconsistencies in lighting [C]//Proc. ACM Multimedia and Security Workshop. New York: ACM, 2005: 1-9

[2] Popescu A C, Farid H. Exposing digital forgeries by detecting traces of resampling [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(2): 758-767

[3] Popescu A C, Farid H. Exposing digital forgeries in color filter array interpolated images [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(10): 3948-3959

[4] Hsu Y F, Chang S F. Detecting image splicing using geometry invariants and camera characteristics consistency [C]// Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Toronto: IEEE, 2006: 549-552

[5] The DVMM Laboratory of Columbia University. Columbia Image Splicing Detection Evaluation Dataset [EB/OL]. <http://www.ee.columbia.edu/~ln/dvmm/downloads/AuthSpliced-DataSet/dlform.html>, 2008. 10

[6] Ng T T, Chang S F, Sun Q. Blind detection of photomontage using higher order statistics [C]// IEEE Proceeding of International Symposium on Circuits and System. Vancouver, Canada: IEEE Press, 2004: 688-691

[7] Chen W, Shi Y Q, Su W. Image splicing detection using 2-D phase congruency and statistical moments of characteristic function [C]// Security, Steganography and Watermarking of Multimedia Contents IX, Proceeding of SPIE. San Jose, USA: SPIE, 2007: 6505, 65050R

[8] Shi Y Q, Chen C H, Chen W. A natural model approach to splicing detection [C]// The 9th Workshop on Multimedia & Security. Dallas, Texas, USA: ACM, 2007: 51-62

[9] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机 [J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42

[10] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/>, 2008-02