基于三阶统计特征的被动图像拼接检测*

赵旭东¹,袁 野²,李生红¹,王士林¹,李建华¹

(1. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240; 2. 上海对外贸易学院 商务信息学院, 上海 201620)

摘 要:针对被动图像拼接检测问题,提出了一种基于三阶统计特征的检测算法。该算法把图像状态矩阵中三 个相邻状态之间的依赖关系建模为条件共生概率矩阵,然后将其作为识别特征输入到支持向量机(SVM)进行分 类。由于高阶统计特征维数随着统计阶数的增加而呈指数级增加,为了降低高维特征在分类阶段所引入的高计 算复杂度以及避免可能出现的过拟合现象,引入了主成分分析法(PCA)对提取的特征进行降维处理。实验结果 显示,条件共生概率矩阵特征在空间域和8×8分块 DCT 域的检测结果均优于传统的马尔可夫特征和共生矩阵 特征;PCA 是图像拼接检测的一个有力分析工具,在大幅度降低特征维数的同时能够保持识别率不降低。 关键词:图像拼接检测;三阶统计特征;条件共生概率矩阵;主成分分析;支持向量机 中图分类号:TP391.41 文献标志码:A 文章编号:1001-3695(2012)12-4729-04 doi;10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.085

Passive image splicing detection based on third order statistical features

ZHAO Xu-dong¹, YUAN Ye², LI Sheng-hong¹, WANG Shi-lin¹, LI Jian-hua¹

(1. School of Electronic Information & Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China; 2. Business Information Management School, Shanghai Institute of Foreign Trade, Shanghai 201620, China)

Abstract: This paper proposed a third order statistical features based method to detect image splicing operation passively. The dependences among neighboring three states in the state-array were modeled as CCPM which was treated as discriminative features for SVM classification. Since the dimensionality of higher order statistical features grows exponentially with the order, it introduced PCA to decrease the complexity for classification and to overcome the potential over-fitting problem. Experimental results show that the conditional co-occurrence probability matrix features outperform traditional Markov features and gray level co-occurrence matrix features in both 8 × 8 block DCT domain and spatial domain. PCA is an effective tool for image splicing detection and new features with much fewer dimensionalities after PCA perform as good as original features.

Key words: image splicing detection; third order statistical features; conditional co-occurrence probability matrix(CCPM); principal component analysis(PCA); support vector machine(SVM)

0 引言

随着计算机硬件的不断更新以及图像处理软件(如 Photoshop、AutoCAD 等)功能的日益强大,数字图像的窜改操作越来 越容易。这给司法取证、新闻媒体选材等带来了巨大的挑战, 因为即使一个初级的图像编辑软件使用者都可以创造出一幅 可以以假乱真的图像。针对这种情况,近年来数字图像取证技 术逐步发展起来以应对这个局面。数字水印^[1-3]技术在数码 相机拍照时通过对图像嵌入水印以达到保护图像不受窜改的 目的。这种方法要求数码相机具有嵌入水印的功能,但是目前 市面上的大多数数码相机都没有这种功能,因此这类方法的使 用范围较小。针对这种情况,图像被动检测算法近年来逐渐成 为研究热点。图像被动检测方法不需要数字水印或指纹等先 验信息,而是通过分析图像本身的统计信息是否发生改变来判 断图像是否被窜改过。

图像拼接是最为常见的一种图像窜改方式,也是本文要解 决的一类窜改方式。近年来图像拼接检测的算法大致可以划 分为基于统计特征的检测方法^[4~11]、基于光照条件一致性的 检测方法^[12-14]以及基于相机物理属性的检测方法^[15-17]三类。 文献[8]发现,对于一个复合信号,拼接操作会在拼接处引入 不连续性,因此这种不连续性可以作为图像拼接的证据。基于 上述发现,文献[8]提出双相干幅度和相位特征用来检测图像 拼接操作。图像拼接会增加双相干幅度值并且会导致双相干 相位发生 ±90°偏移。文献[9]提出了一个用于检测图像拼接 操作的模型,该模型包含小波子带特征函数矩特征和 DCT 域 一阶马尔可夫转移概率特征,所有提出的特征最后合并为一个 特征向量输入到分类器中进行分类以达到检测的目的。图像 窜改者虽然可以很轻松地实现不同图像之间的拼接操作,但拼 接后的图像拼接部分和背景部分的光照条件往往很难协调一 致,因此通过检测图像中不同区域的光照条件是否一致可以达 到图像拼接检测的目的。文献[12]将数字图像中的光照环境 建模为一个五维向量,该模型通过球谐函数的线性组合来近似 光照环境。被检测图像中的不同区域若出现光照模型的不一 致,则判断该图像为拼接图像。由于数码相机自身特性,如

收稿日期: 2012-04-11; 修回日期: 2012-05-25 2010CB731406);国家自然科学基金资助项目(61071152) 基金项目: 国家"973"重点基础研究发展计划资助项目(2010CB731403,

作者简介: 赵旭东(1981-),男,博士研究生,主要研究方向为数字图像取证、模式识别(zxd_1220@ sjtu. edu. cn);袁野(1976-),男,副教授,主 要研究方向为图像处理;李生红(1971-),男,教授,博导,主要研究方向为信息内容安全管理、数字信号与信息处理;王士林(1979-),男,副教授, 主要研究方向为内容安全、图像处理和模式识别;李建华(1965-),男,教授,博导,主要研究方向为信息安全、计算机通信网. CFA 插值、色差、模式噪声等,这些相机物理属性会在成像过程中引入到图片中去。基于相机物理属性的方法^[15-17]对上述成像物理属性建模,由于图像拼接操作会破坏正常图像的成像属性,因此若被检测图像出现与正常模型不一致的情况,则可以判断该图像被窜改过。

图像拼接操作会引入较强的过渡边缘,如何抓住由拼接引 入的边缘是图像拼接检测中的一个核心问题。本文首先使用 条件共生概率矩阵(CCPM)分别在像素域和8×8分块 DCT 域 (以下简称 BDCT 域)对差分后的图像以及 BDCT 系数矩阵进 行建模;接着为了应对 CCPM 特征高维度的问题,引入了 PCA 对其进行降维;最后将降维后的 CCPM 特征输入到支持向量机 中进行分类。实验结果显示 CCPM 特征优于传统的拼接检测 特征;同时 PCA 被证实是一种高效的特征降维方法。

1 基于条件共生概率矩阵的图像拼接检测

1.1 图像预处理

在图像拼接检测处理过程中,图像内容本身会对检测造成 干扰。如何最大限度地去除图像内容本身造成的干扰是窜改 检测中的一项重要工作。本文分别从空间域和 BDCT 域验证 CCPM 特征的有效性。在 BDCT 域,采用文献[9]中的 BDCT 邻接差分矩阵作为特征提取之前的预处理手段,如式(1)~ (3)所示。

$$E_{i,j}(u,v) = |F_{i,j}(u,v)| - |F_{i,j}(u',v')|$$
(1)

$$F_{i,j}(u,v) = \alpha(u)\alpha(v)\sum_{x=0}^{7}\sum_{y=0}^{7}f_{i,j}(x,y)\cos(\frac{\pi(2x+1)u}{16})\cos(\frac{\pi(2y+1)v}{16}) \quad (2)$$

$$\alpha(u) = \begin{cases} \frac{1}{2\sqrt{2}} & u = 0\\ \frac{1}{2} & u \neq 0 \end{cases}$$
(3)

其中:*f_{i,j}(x,y*)为图像中第(*i,j*)个8×8块的像素值;*F_{i,j}(u,v*) 为对应的 DCT 系数;(*u'*,*v'*)为(*u*,*v*)的相邻坐标。

在空间域,采用相邻像素差分的方法却除图像内容的干 扰,如式(4)所示。

$$E(x,y) = f(x,y) - f(x',y')$$
(4)

其中:f(x,y)为图像位于(x,y)位置的灰度值;(x',y')为(x,y)的相邻坐标;E(x,y)为空间域去相关后得到的边缘图像。

1.2 条件共生概率矩阵模型

两阶统计特征,如马尔可夫链^[9]和灰度共生矩阵^[6],在图 像拼接检测中取得了较好的检测效果。马尔可夫链一般用来 相邻描述状态之间的依赖性,对于状态序列*s*₁,*s*₂,…,*s*₇,马尔 可夫模型假设*t*(1≤*t*≤*T*)时刻状态*s*_t的发生概率仅依赖于其 前一个状态*s*_{t-1}而与*s*_{t-1}之前的任何状态无关,这种关系如式 (5)所示。以往的文献(如文献[4,7,9])对图像建立马尔可夫 模型时,都是把图像逐行或逐列展开为一维信号,然后按照式 (5)计算转移概率并获得分类特征。然而这样建立的模型把 二维的图像简化为一维信号,仅考虑到当前状态与其前一个状 态之间的依赖关系,而忽略掉当前状态与周围其他状态之间的 关系(在二维图像中表现为仅考虑当前状态与其水平相邻或 垂直相邻的一个状态之间的关系)。考虑到图像为二维信号, 因此需要对式(5)作进一步的改进。

$$P(s_t | s_{t-1}, s_{t-2}, \cdots, s_1) = P(s_t | s_{t-1})$$
(5)

假设状态之间的依赖性存在于水平和垂直两个方向,如图 1 所示,图中的虚线箭头表示状态之间的依赖关系,则状态 s(i,j)与其相邻的两个状态s(i,j+1),s(i+1,j)之间的转移概 率表示为P(s(i,j+1),s(i+1,j)|s(i,j)),即三个相邻状态之 间的条件共生概率。定义条件共生概率 $P_{m,n,l}$ 为

$$P_{m,n,l} \equiv P(m,n|l) =$$

$$\sum_{i} \sum_{j} \delta(s(i,j+1) = m) \delta(s(i+1,j) = n)$$

$$\sum_{i} \sum_{j} \delta(s(i,j) = l)$$
(6)

其中,δ函数定义如下:

$$\delta(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \le 0 \end{cases}$$
(7)

最后 CCPM 表示为

$$\begin{bmatrix} P_{1,1,1} & P_{1,2,1} & \cdots & P_{M,M,1} \\ P_{1,1,2} & P_{1,2,2} & \cdots & P_{M,M,2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{1,1,M} & P_{1,2,M} & \cdots & P_{M,M,M} \end{bmatrix}$$

由式(6)可知,0 $\leq P_{m,n,l} \leq 1$ 并且 $\sum_{m} \sum_{n} P_{m,n,l} = 1$ 。若 m, n, $l \in \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_M\}$ (*M*为状态数),则三阶特征 CCPM 的特征 维数为 M^3 ,即特征维数与特征的阶数存在这样一种指数关系。 状态数目的确定需要根据具体问题来设置。本文中将 *M* 设置 为 7,则得到 CCPM 特征为 2 × 7³ 维(分别对水平方向去相关 矩阵和垂直方向去相关矩阵提取 CCPM 特征)。图 1 为二维数 组相邻状态依赖示意图。



图1 二维数组相邻状态依赖示意图

1.3 特征降维

CCPM 特征维数为 2 × 7³, 过高的维数会大大增加分类器 训练时间, 而且往往会降低分类器的推广能力。本文引入 PCA 算法对提取的特征进行降维操作。令 $X = [x_1, x_2, ..., x_N]$ 为特 征向量矩阵, N 为总的样本数, $x_i = [x_i^1, x_i^2, ..., x_i^D]^T$ 是维数为 D 的第 $i(1 \le i \le N)$ 个特征向量。PCA 是要找到一个线性变换 A, 使得

$$\mathbf{Y} = A^{\mathrm{T}} \left(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}} \right) \tag{8}$$

其中:*X*是特性向量矩阵 *X* 的均值, *Y* 为 *d*(*d* < *D*)行 *N* 列新的 特征向量矩阵。根据式(8)可以得到 *Y* 的相关矩阵 *R*_y, 定义 如下:

$$\boldsymbol{R}_{\boldsymbol{Y}} = \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \operatorname{Cov}(\boldsymbol{X} - \overline{\boldsymbol{X}}) \boldsymbol{A}$$
(9)

其中:Cov 是计算协方差矩阵操作。由于 Cov($X - \overline{X}$)是对称矩阵,所以其特征向量是相互正交的。若 A 由 Cov($X - \overline{X}$)的相互正交的特征向量构成,则 R_Y 是对角矩阵,即 Y中的不同特征向量之间是线性无关的。

由以上分析可以得到, PCA 的线性变换 $A = [v_1, v_2, \cdots, v_D], v_k (1 \leq k \leq D)$ 是对应于 Cov $(X - \overline{X})$ 的特征值 λ_k 的特征向

量。令 $\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_D$,则可以使得 var(v_1) > var(v_2) > ··· > var(v_D)。最终 PCA 操作将原始特征向量矩阵 X 线性变换到 由 Cov($X - \overline{X}$)的特征向量构成的线性空间中去,并且 Y 中特 征包含的信息量(以方差来衡量)随着维数的增加而降低。图 2 给出了 PCA 降维后的 CCPM 特征向量矩阵维数与其对应的 方差之间的关系。

由图 2(a)可知,随着特征维数的增加,特征所对应的方差 快速下降(即维数越高所对应的方差越小);由图 2(b)中的方 差累积曲线(cumulative curve)可知,前 20 维特征占据了 95% 左右的分类信息。因此根据不同的实际问题,选取 Y中的前 若干维特征就可以取代原始的高维度特征。



1.4 支持向量机

本文采用支持向量机(SVM)^[18]作为分类器,对提取的特 征进行分类。即将图像拼接检测问题建模为一个二类分类问 题(正常图像为一类,拼接图像为另外一类)。SVM 是一个广 义的线性分类器,它将原始特征通过核函数映射到高维度空 间,然后在高维空间找到一个最优超平面对两类样本进行划分 (分类)。假设超平面为 $g(\mathbf{X}) = w^{\mathrm{T}}\mathbf{X} + w_0$,训练特征集为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}, \mathbf{X}_i$ 为第*i*个特征向量, y_i 为其标志 (+1为正常图像, -1表示拼接图像)。则SVM 可以建模为以 下问题:

$$\min J(w, w_0, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i$$
(10)

约束条件为

$$\begin{cases} y_i(w^{\mathrm{T}}x_i + w_0) \ge 1 - \xi_i \\ \xi_i \ge 0 \end{cases}$$
(11)

其中:C 是一个正常数, $0 < \xi_i \leq 1$ 。使用拉格朗日乘子法以及 Karush-Kuhn-Tucker 条件,可以得到

$$w = \sum_{i=1}^{N_s} \lambda_i y_i \boldsymbol{X}_i \tag{12}$$

其中:N_s为支撑向量个数(即 SVM 分类超平面仅与支撑向量 有关),λ_i为拉格朗日乘子系数。最终得到的 SVM 分类超平 面可以表示为

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{N_s} \lambda_i y_i \mathbf{x}_i^{\mathrm{T}} \mathbf{x} + w_0$$
(13)

本文使用高斯核函数作为 SVM 的映射函数,高斯核 $K(x_i, x_i)$ 定义如下:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|}{2\sigma^2})$$
(14)

则高维空间的分类超平面表示为

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{N_s} \lambda_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + w_0$$
(15)

对于未知特征向量 x,若 g(x) > 0,则将 x 划分为一类;若 $g(x) \leq 0$,则将 x 划分为另外一类。

2 实验与结果分析

2.1 拼接检测图像库

为了验证算法的有效性,本文分别对哥伦比亚拼接检测灰 度图像库^[19]和彩色拼接检测图像库^[20]进行检测。

图像库^[19]包含933 幅正常图像,912 幅拼接图像;该图像 库中所有图像均为128×128 像素的 BMP 图像;该库中的图像 内容包括自然景观、动物、植物和建筑物。彩色拼接检测图像 库包含183 幅正常图像,180 幅拼接图像;该图像库中所有图 像均为无压缩的 TIFF 格式,图像大小介于757×568 像素 ~ 1152×768 像素;该图像库中的图像包括室内场景和室外建筑 物景观。图3给出了这两个图像库中的一些示例拼接图像,其 中第一行来自于为哥伦比亚拼接检测库,第二行来自于彩色拼 接检测库。



图3 拼接检测图像库

2.2 结果比较和分析

实验过程中使用 SVM 监督式的分类器分别对两个图像库 进行检测。对于图像库,每次实验随机从图像库中抽取1/2的 图像(包含1/2的正常图像和1/2的拼接图像)作为训练集;然 后根据式(10)~(14)训练 SVM,其余的样本作为测试集;最后 根据式(15)计算所提取特征的识别率。彩色拼接检测图像库 中图片个数较少而提取的特征维数相对较高,为了避免分类器 出现过拟合现象,将该库中的图像分割为128×128的子图像, 这样共得到8222幅正常图像和681幅带有拼接边缘的图像, 每次实验随机从8222幅正常图像中抽取681幅图像,将这些 图像和全部拼接的图像(也是681幅)组合为一个新的库;接 下来对该新库的实验操作和哥伦比亚拼接检测库的操作一样。 为了排除实验中可能出现的随机性,每次实验重复30次,将 30 次实验结果的平均识别率记录下来并给出标准差。为了说 明本文所提取特征的有效性,本文引入了一阶马尔可夫特 征^[9](以下简写为 Markov)和灰度共生矩阵特征^[6](以下简写 为 GLCM) 这两类常用的拼接检测特征进行比较。表 1 和 2 分 别记录了 Markov 特征、GLCM 特征以及本文所提的 CCPM 特 征在两个图像库中的检测结果。其中:TP(true positive)用来 表示正常的图像判断为正常图像的概率;TN(true negative)用 来表示拼接图像判断为拼接图像的概率; Acc(Accuracy)表示 最终的识别率,每次实验的标准差(即30次实验的标准差)记 录在括号里。表3记录了 CCPM 特征 PCA 降维后在哥伦比亚 拼接检测图像库上的检测结果。表4记录了 CCPM 特征 PCA 降维后在彩色拼接检测图像库上的检测结果。结合文献[4~ 6]的结论和实验结果,实验在亮度通道(Y通道)提取 BDCT 域 的特征,在色度通道(Cr通道)提取空间域的特征。图4给出 了 Markov 特征(98 维)、GLCM 特征(98 维)以及 PCA 降维后 的 CCPM 特征(98 维)的 ROC(receiver operating characteristics) 曲线^[21]。

表1 原始特征在哥伦比亚拼接检测图像库上的检测结果比较						
些征	BDCT 域检测结果		空间域检测结果			
11,111.	TP	TN	Acc	TP	TN	Acc
GLCM	71.1%	77.4%	74.2%	75.6%	72.7%	74.3%
	(2.57)	(2.30)	(1.16)	(2.09)	(2.24)	(1.11)
Markov	85.9%	86.4%	86.1%	74.1%	76.4%	75.6%
	(1.58)	(2.05)	(0.86)	(2.34)	(1.99)	(0.92)
CCPM	86.2%	88.5%	87.6%	78.4%	76.1%	77.3%
	(1.80)	(1.09)	(0.91)	(2.13)	(2.33)	(1.01)
表	2 原始	守征在彩	色图像库	上的检测的	青果比较	
特征	BDCT	域结果(Y	<u>迪</u> 道)	空间却	或结果(Cr	迪道) ·
	TP	TN	Acc	TP	TN	Acc
GLCM	(77.7%)	85.8%	81.7%	91.5% (1.56)	88.7% (1.87)	90.1% (1.05)
	87 306	87.6%	87.5%	80.5%	88 30%	88.0%
Markov	(2.48)	(1.99)	(1.56)	(1, 61)	(1.94)	(1.15)
	89.2%	89.5%	89.4%	91.6%	93.1%	92.4%
CCPM	(1.79)	(1.35)	(0.94)	(1.81)	(1.65)	(1.07)
表 3 PCA 降维后 CCPM 特征在哥伦比亚图像库上的检测结果						
PCA 特征 BDCT 域检测结果 空间:					1 或检测结	与果
维数	TP	TN	Acc	TP	TN	Acc
	79.7%	81.3%	80.5%	70.2%	74.7%	72.4%
5	(2.12)	(2.43)	(1.38)	(3.03)	(2.63)	(1.15)
15	83.7%	87.7%	85.6%	79.2%	73.5%	76.4%
15	(1.87)	(1.72)	(0.87)	(2.51)	(2.31)	(0.95)
25	83.4%	86.0%	84.7%	77.5%	73.6%	75.6%
	(1.61)	(1.82)	(0.93)	(2.29)	(2.63)	(1.20)
35	86.0%	88.4%	87.2%	79.1%	74.6%	76.9%
	(2.34)	(1.71)	(0.88)	(2.51)	(2.74)	(1.64)
45	84.5% (2.13)	88.2% (1.59)	86.3% (0.87)	(2, 17)	(2, 47)	/6.9% (1.18)
	86.0%	80.6%	87.8%	(2.17)	(2. +7)	76.7%
55	(1.74)	(1.50)	(0.83)	(2.67)	(2.89)	(1.20)
	85.9%	89.7%	87.8%	80.8%	74.0%	77.4%
65	(1.71)	(1.98)	(0.93)	(2.78)	(2.08)	(1.58)
75	85.3%	88.4%	86.8%	78.9%	73.1%	76.2%
15	(1.60)	(1.83)	(0.98)	(2.41)	(2.48)	(1.14)
85	86.5%	88.9%	87.7%	79.9%	74.4%	77.3%
	(2.26)	(1.95)	(0.83)	(2.16)	(2.06)	(1.14)
95	85.5%	89.1%	87.4%	80.2%	73.0%	76.7%
+ 1	(1.33)	(1.08)	(0.95)	(2.09)	(2.09)	(0.90)
表4 PCA 降维后 CCPM 特征在彩色图像库上的检测结果						
PCA 特征	BDCT	域检测结:	果(Y)	· <u> </u>	或检测结果	E(Cr)
准叙	1P	22 50	Acc 70, 10	1P 76.50	7 AC	Acc
5	(2.76)	(3.01)	(1.33)	(2.51)	(3.16)	62.0% (1.49)
	87.3%	89.1%	88.2%	88.5%	91.7%	90.1%
15	(2.13)	(1.22)	(1.27)	(3.01)	(1.83)	(1.32)
25	89.3%	89.4%	89.4%	90.5%	92.1%	91.3%
20	(1.62)	(1.71)	(1.04)	(1.73)	(1.14)	(0.77)
35	89.1%	89.7%	89.4%	90.1%	92.8%	91.4%
	(2.55)	(1.55)	(1.26)	(2.02)	(1.29)	(0.98)
45	88.8% (1.85)	89.2% (1.37)	(1.03)	(2.08)	92.6% (1.64)	(1.04)
	86.9%	86.4%	86.6%	90.8%	91.0%	90.9%
55	(2.31)	(1.97)	(1.38)	(1.64)	(2.00)	(1.17)
65	88.6%	89.0%	88.8%	90.8%	92.8%	91.8%
05	(1.78)	(1.62)	(1.14)	(2.00)	(2.01)	(0.96)
75	88.5%	88.5%	88.5%	91.2%	92.5%	91.8%
	(1.41)	(1.57)	(1.03)	(1.87)	(1.27)	(1.11)
85	(2.08)	(1.50)	(1.16)	(2.02)	(1.53)	(1.03)
<u>^-</u>	89.4%	89.4%	89.4%	92.4%	93.0%	92.7%
95	(1.93)	(1.48)	(1.03)	(1.73)	(1.34)	(0.88)

实验结果显示:

a)根据表1和2,原始的 CCPM 特征在 BDCT 域和空间域 的检测性能均优于传统的 Markov 和 GLCM 特征。

b) 根据表 3 和 4, PCA 降维方法在大幅度降低特征维度的 同时能够保持识别率不降低。

c)根据表 3 和 4, CCPM 特征检测性能一开始随着 PCA 维数的升高而提高, 然后趋于稳定, 这与图 2 的结论相一致。

d) 根据表 3、4 以及图 4, 降维后的 CCPM 特征仍优于 Markov 和 GLCM 特征。



3 结束语

随着图像处理软件功能的日益强大与互联网的快速发展, 图像窜改越来越容易,而一幅别有用心的窜改图像往往会带来 很大的社会负面影响。为了应对这种局面,图像窜改检测技术 应运而生,并且在最近几年逐渐成为一个研究热点。本文针对 最为常见的一种图像窜改方式——图像拼接,提出了基于一种 三阶统计特征(即条件联合概率矩阵)的被动图像拼接检测算 法。为了避免高维度特征对分类器造成的高计算复杂性以及 可能出现的过拟合问题,将 PCA 作为降维方法引入进来。本 文将图像拼接检测建模为一个二类模式识别问题,采用机器学 习的方法(SVM)对正常图像和拼接图像进行二类分类,从而 达到窜改检测的目的。实验结果显示条件联合概率矩阵特征 在空间域和 BDCT 域检测性能均优于已有的两种常用特征; PCA 在大大降低特征维数的同时能够几乎不损失分类信息。 相比于低阶的特征,高阶统计特征能够捕捉到更多的分类信 息,因此如何能够提取更有效的高阶特征,同时保持较低的计 算复杂度是接下来的工作。

参考文献:

- REY C, DUGELAY J L. A survey of watermarking algorithms for image authentication [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing,2002,2002(6):613-621.
- [2] YEUNG M M. Digital watermarking [J]. Communications of the ACM, 1998, 41 (7): 30-33.
- [3] FRDRICH J. Method for tamper detection in digital images [C]// Proc of Multimedia and Security Workshop at ACM Multimedia. 1999: 19-23. (下转第 4749页)

法,而此时幂次变换和低通滤波的 PCA 方法最高识别率达到 98.50%。

如图 6 所示,将基于幂次变换预处理的 PCA 人脸识别算 法、随机采样和低通滤波的 PCA 算法、随机 PCA 算法进行比 较(其中传统 PCA 算法作对比参照)。每组实验均采用同一 不重复随机序列选取训练样本和测试样本。从结果看,基于 幂次变换预处理的 PCA 人脸识别算法的识别率明显高于其 他两种算法,基于幂次变换预处理的 PCA 人脸识别算法平均 识别率为96.70%,高于随机采样和低通滤波的PCA算法平 均识别率 95.37%、随机采样的 PCA 算法平均识别率 93.02%。可见,基于幂次变换预处理的 PCA 人脸识别算法 提高了 PCA 算法对光照和噪声等非线性因素的鲁棒性。实 验表明,通过选择合适的幂次变换指数因子,基于幂次变换 预处理的 PCA 人脸识别算法平均识别率提高到 96.70%。因 此,本文提出的基于幂次变换预处理的 PCA 人脸识别算法有 效地提高了人脸识别精度。当然,本文提出的人脸识别方法 所能达到的最高识别率仍与选取的人脸数据库有关,但相对 于同一个数据库,本文提出的方法比单纯的 PCA 算法在识别 率方面有了显著提高。



(上接第4732页)

- [4] SUTTHIWAN P, SHI Y Q. ZHAO Hong, et al. Markovian rake transform for digital image tampering detection [C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 6730. Berlin: Springer-Verlay, 2011:1-17.
- [5] ZHAO Xu-dong, Li jian-hua, LI sheng-hong, et al. Detecting digital image splicing in chroma spaces [C]//Proc of the 9th International Workshop on Digital Watermarking. Berlin: Springer-Verlay, 2011:12-22.
- [6] WANG Wei, DONG Jing, TAN Tieniu. Effective image splicing detection based on image chroma [C]//Proc of IEEE International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE,2009:1257-1260.
- [7] SUTTHIWAN P, SHI Yun-qing, DONG Jing, et al. New developments in color image tampering detection [C]//Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. [S. l.]: IEEE, 2010: 3064-3067.
- [8] CHEN Wen, SHI Y Q, SU Wei. Image splicing detection using 2-d phase congruency and statistical moments of characteristic function [C]//Proc of the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers. San Jose: SPIE, 2007:6505 OR.
- [9] SHI Y Q, CHEN Chun-hua, CHEN Wen. A natural image model approach to splicing detecting [C]//Proc of the 9th Workshop on Multimedia and Security. New York: ACM, 2007:51-62.
- [10] FARID H, LYU S. Higher-order wavelet statistics and their application to digital forensics [C]//Proc of IEEE Workshop on Statistical Analysis in Computer Vision. Wisconsin: IEEE, 2003:94-101.
- [11] NG T T, CHANG S F, SUN Qi-bin. Blind detection of photomontage using higher order statistics [C]// Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Vancouver: IEEE, 2004;688-691.
- [12] JOHNSON M K, FARID H. Exposing digital forgeries by detecting in-

3 结束语

本文通过幂次变换作用于图像,在很大程度上克服了光照 等非线性因素对人脸识别鲁棒性的影响,提取到了更有利于人 脸辨别的特征,取得了较好的识别效果,通过选择合适的幂次 变换指数因子使识别的效果达到最佳。实验结果表明,本文算 法能够取得优于传统 PCA 算法的识别性能。

参考文献:

- [1] 龚劬,卢力,廖武忠.基于主成分分析的人脸个体差异识别算法
 [J].计算机工程,2012,38(1):146-147.
- [2] 刘青山,卢汉清,马颂德. 综述人脸识别中的子空间方法[J]. 自 动化学报,2003,29(6):900-911.
- [3] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [4] 何国辉,甘俊英. PCA 类内平均脸法在人脸识别中的应用研究
 [J]. 计算机应用研究,2006,23(3): 165-169.
- [5] 焦斌亮,陈爽.基于 PCA 算法的人脸识别[J]. 计算机工程与应用,2011,47(18): 201-203.
- [6] 贾莹,段玉波.基于主分量特征与独立分量特征的人脸识别[J]. 佳木斯大学学报:自然科学版,2010,28(2):180-182.
- [7] 赵庆苓. 主成分分析在人脸识别研究中的应用[J]. 贵州大学学 报:自然科学版,2010,27(5):67-71.
- [8] 杨绍华,林盘,潘晨.利用小波变换提高基于 KPCA 方法的人脸识 别性能[J].山东大学学报:理学版,2007,42(9):95-100.
- [9] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M].2版. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [10]任树成,周激流,何坤,等.光照鲁棒的人脸识别[J].激光杂志, 2009,30(5):35-37.

consistencies in lighting[C]//Proc of the 7th Workshop on Multimedia and Security. New York: ACM,2005:1-10.

- [13] JOHNSON M K, FARID H. Exposing digital forgeries through specular highlights on the eye [C]//Proc of the 9th International Workshop on Information Hiding. Berlin: Springer-Verlay,2007;311-325.
- [14] JOHNSON M K, FARID H. Exposing digital forgeries in complex lighting environments [J]. IEEE Trans on Information Forensics and Security, 2007,2(3):450-461.
- [15] HSU Y F, CHANG S F. Detecting image splicing using geometry invariants and camera characteristics consistency [C]// Proc of International Conference on Multimedia and Expo. Toronto: IEEE, 2006: 549-552.
- [16] GOU Hong-mei, SWAMINATHAN A, WU Min. Noise features for image tampering detection and steganalysis [C]// Proc of IEEE International Conference on Image Processing. Texas: IEEE,2007:97-100.
- [17] POPESCU A C, FARID H. Exposing digital forgeries in color filter array interpolated images [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005,53(10):3948-3959.
- [18] VAPNIK V N. Statistical learning theory [M]. [S. l.]: Wiley, 1998.
- [19] COLUMBIA DVMM R L. Columbia image splicing detection evaluation dataset [DB/OL]. http://www.ee. columbia.edu/ln/dvmm/ downloads/AuthSplicedDataSet/AuthSplicedDataSet.htm.
- [20] COLUMBIA DVMM R L. Columbia uncompressed image splicing detection evaluation dataset [DB/OL]. http://www.ee.columbia.edu/ ln/dvmm/downloads/authsplcuncmp/.
- [21] FAWCETT T. ROC graphs: notes and practical considerations for researchers [J/OL]. http://home.comcast.net/~tom.fawcett/public _html/papers/ROC101.pdf.