

联合 OC-SVM 和 MC-SVM 的图像来源取证方法

王 波 孔祥维 付海燕

(大连理工大学信息安全研究中心 辽宁大连 116024)

(dlut.wangbo@gmail.com)

A Source Camera Identification Method Based on the Combination of OC-SVM and MC-SVM

Wang Bo, Kong Xiangwei, and Fu Haiyan

(Information Security Research Center, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning, 116024)

Abstract The multi-class classifier used in the existing source camera identification algorithms usually leads to numbers of problems, such as unavoidable false classification of the images out of the training models, decreasing accuracy as camera models increasing and the lack of expansibility. Focusing on these problems, a method for source camera identification based on the combination of one-class SVM and multi-class SVM is proposed in this paper. By solving covariance matrix equation, the authors reduce the perturbing term introduced by the pipeline of imaging, and improve the estimating precision of CFA interpolation coefficients. To obtain a more efficient feature space for classification, the sequential forward feature selection method is implemented to construct feature vector as the input of the classifier. The strategy using the combination of OC-SVM and MC-SVM as the classifier in the approach provide an effective approach for the classification of images out of training models and system's expansibility. In the combination, the OC-SVM is used to expose the images that captured by an unknown camera model, and the MC-SVM trains a new multi-class model to classify the image source according to the positive results of the OC-SVM. The experiments indicate that average accuracies of 90.4% for camera model identification from 28 cameras, and 79.3% for three outlier camera model detection are obtained respectively in this method.

Key words source camera identification; CFA interpolation; covariance matrix; OC-SVM; MC-SVM

摘 要 为了解决现有图像来源取证方法在相机样本较多时准确性较差、无法对未知模型的图像来源取证以及可扩展性差的问题,提出了一种基于一类和多类支持向量机联合的图像来源取证方法。算法利用协方差的统计相关性提高了 CFA 插值系数的估计精度,并以 SFFS 算法选择的特征作为分类器输入。采用 OC-SVM(一类支持向量机)和 MC-SVM(多类支持向量机)联合的策略进行图像来源分类,有效地解决了对未知模型图像来源的鉴别问题以及可扩展性差的问题。实验表明,该方法对 28 种相机拍摄的图像进行来源取证,能够达到平均 90.4% 的鉴别正确率,同时对于 3 种训练模型以外的未知相机模型拍摄图像,能够达到平均 79.3% 的检测正确率。

关键词 图像来源取证; CFA 插值; 协方差矩阵; 一类支持向量机; 多类支持向量机

中图法分类号 TP391

作为司法体系中证据监督链的重要环节之一,图像来源的取证和鉴别为司法鉴定以及刑事侦查提

供了有利的技术支撑^[1]。随着数码相机的普及,人们对数字图像的来源取证也给予了越来越高的关注。

目前数字图像来源取证的方法主要分为三大类. 以 Geradts 等人^[2]和 Lukáš 等人^[3-4]为代表的研究通过从数字图像中提取成像器件缺陷引起的异常像素点或模式噪声等信息,对数字图像来源进行取证和鉴别. 这种方法的缺点在于硬件的固有特征受到相机变焦、曝光程度等影响,难以准确提取,或者需要获得该设备才能建立相关的检测模型. 第 2 种方法是以 Kharrazi 等人^[5]为代表提出的基于统计特征的图像来源取证方法. 这种方法从训练图像样本中提取颜色、图像质量、小波系数^[6]、镜头径向失真^[7]等统计特征,并用分类器进行分类鉴别. Meng 等人^[8]则对这些特征进行了特征融合. 还有一种方法关注 CFA(color filter array)插值. Bayram 等人^[9-10]利用 EM(expectation/maximization)算法检测 CFA 插值引入的像素间周期性,以此作为分类特征. 而 Long^[11]和 Swaminathan^[12-13]则分别采用了 BP 神经网络和 SVM(support vector machine)作为分类器,通过求解最小化问题检测 CFA 的插值系数来对图像的相机来源进行取证. 文献^[14]的方法对 19 种相机的图像进行了来源鉴别,其平均正确率为 85.9%.

尽管现有的图像来源取证方法取得了一定的效果,但存在两个主要问题. 一是大多数算法仅对几个相机的图像进行了实验,随着相机样本的增加,其鉴别准确率迅速降低. 其根本原因在于,基于统计特征的算法往往不能体现图像来源相机的根本特征,而基于 CFA 插值系数估计的方法,往往基于单一像素点进行估计和最优化求解,或者基于某种条件假设,容易受到 JPEG 有损压缩、非线性变换等成像后处理以及图像噪声的影响. 第 2 个问题在于现有算法大多采用多类分类器进行分类. 一旦分类器训练完成,其类别数和模型就已经固定. 如果待取证的数字图像来源于训练模型中没有的数码相机,也会被判决为已有模型的其中一类. 一旦要扩展新的相机模型,则需要对所有的模型进行重新训练.

为了解决现有方法对 CFA 系数估计偏差较大的问题,本文利用协方差矩阵对 CFA 插值系数进行估计,利用像素点集合的统计互相关性提高系数估计精度. 同时针对现有算法无法对未知模型图像进行来源取证的问题,提出了一种一类分类器和多类分类器联合的策略,引入“其他”类,实现对未知模型的图像来源取证,并提高可扩展性. 实验结果表明,本文方法在相机样本数目为 28 的情况下,能够对已有模型和未知模型的图像来源进行准确取证,其平均鉴别准确率达到 90.4%. 对于 3 种训练模型以外

的未知相机模型拍摄的图像也能够达到平均 79.3% 的检测正确率.

1 特征提取

出于相机成本的考虑,大部分数码相机在感光器件前放置了一个色彩滤波阵列(CFA),在每个像素点只记录一种颜色,另外两种颜色则用 CFA 插值获得. CFA 插值就是利用颜色缺失点邻域像素的线性组合来估计该点的缺失颜色值. 这会引入像素之间的相关性. 通过检测这种相关性,CFA 插值系数可被估计出来,并作为分类图像来源的特征^[9-14].

假设一幅分辨率为 $M \times N$ 的图像,我们用式(1)来表示 CFA 的插值过程:

$$y_{m,n} = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k a_{i,j} x_{m+i,n+j} \Big|_{a_{0,0}=0} + \delta, \quad (1)$$

其中, $y_{m,n}$ 表示待插值的像素点某一颜色通道的像素值,而 $x_{m+i,n+j} \Big|_{i,j \in [-k,k]}$ 则表示和 $y_{m,n}$ 同一通道的相邻像素点, δ 为插值过程中数值精度、图像噪声以及成像后处理等引入的误差,邻域大小为 $(2k+1)$. $a_{0,0}$ 对应待插值点,因此被置为零. 尽管有些插值算法也利用了其他颜色通道的信息,但是其插值系数往往较小. 为了简化推导,本文只考虑待插值通道的邻域像素值. 将式(1)中插值区域块的邻域像素点进行栅格扫描,可得:

$$y = \sum_{i=1}^{(2k+1)^2-1} a_i x_i + \delta. \quad (2)$$

如果不考虑误差的影响,式(2)中仅有 $(2k+1)^2-1$ 个未知系数,只需要建立方程组即可求解所有的插值系数. 但是图像内容本身以及数值精度、图像噪声、JPEG 压缩等操作都会影响直接求解的 CFA 插值系数的准确性,进而影响对图像来源取证的准确性.

CFA 插值过程会引入像素之间强烈的相关性,而误差项可以认为是噪声信号,与像素之间相对独立. 由于协方差能对随机变量的相关性进行度量,因此本文采用协方差对式(1)中的线性模型进行求解,以获得统计上稳定的估计结果,并尽可能地消除误差项的影响,进而提高对相机来源的检测正确率.

$$\text{cov}(\mathbf{Y}, \mathbf{X}_j) = \text{cov}\left(\sum_{i=1}^{(2k+1)^2-1} a_i \mathbf{X}_i + \delta, \mathbf{X}_j\right), \quad (3)$$

其中, \mathbf{Y} 代表插值点的像素向量,而 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 则分别代表每个插值像素点邻域第 i 和第 j 个位置的像素组成的向量. 根据协方差的性质可得:

$$\text{cov}(\mathbf{Y}, \mathbf{X}_j) = a_1 \text{cov}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_j) + \dots + a_{(2k+1)^2-1} \text{cov}(\mathbf{X}_{(2k+1)^2-1}, \mathbf{X}_j) + \text{cov}(\boldsymbol{\delta}, \mathbf{X}_j), \quad (4)$$

误差项 $\boldsymbol{\delta}$ 与图像像素相互独立, 因此 $\text{cov}(\boldsymbol{\delta}, \mathbf{X}_j) = 0$. 由式(3)建立 $(2k+1)^2 - 1$ 个一次方程, 组成协方差矩阵, 即可求解获得所有的 CFA 插值系数.

由于 CFA 排列中不同位置点的插值方式不同, 因此本文按照最常用的 Bayer CFA 将待检测的像素点分为 5 类: R 和 B 采样点的 G 通道像素为一类, 两个不同位置 G 采样点的 R 和 B 各为两类. 由于自适应 CFA 插值算法的广泛应用, 因此有必要对同一类的像素进一步细分. 自适应 CFA 插值算法的核心就是根据像素点的梯度信息尽可能保证图像的边缘. 因此, 本文根据像素点的二阶梯度信息^[14]对同一类的像素点进行细分.

假设像素点 $x_{m,n}$, 分别定义其水平梯度 $H_{m,n}$ 和垂直梯度 $V_{m,n}$, 如式(5)和式(6):

$$H_{m,n} = |x_{m,n-2} + x_{m,n+2} - 2x_{m,n}|, \quad (5)$$

$$V_{m,n} = |x_{m-2,n} + x_{m+2,n} - 2x_{m,n}|. \quad (6)$$

根据水平和垂直梯度的差, 将同一类像素点进一步细分为 3 类: 1) 垂直边缘, $H_{m,n} - V_{m,n} > T$; 2) 水平边缘, $V_{m,n} - H_{m,n} > T$; 3) 平滑区域, $|H_{m,n} - V_{m,n}| \leq T$, 其中, T 为实验阈值, 本文中设定为 $T = 20$ ^[14]. 据此, 我们对所有的 $5 \times 3 = 15$ 类像素点分别估计其 CFA 插值系数, 邻域大小选择为 7×7 , 即 $k = 3$, 共获得 $15 \times ((2 \times 3 + 1)^2 - 1) = 720$ 个系数.

在这些系数中, 有些对于来源分类是低效甚至无用的. 本文采用 SFFS(sequential forward feature selection)算法对所有的插值系数进行特征选择. SFFS 方法的基本思想是通过遍历不同的特征子集, 寻找训练准确率稳定下的最小特征子集. 利用基于 RBF 核的支持向量机进行训练, 得到不同特征子集与训练正确率的关系曲线, 如图 1 所示. 当选择的

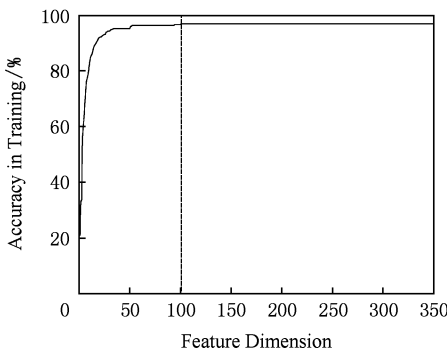


Fig. 1 The feature selection curve of SFFS.

图 1 SFFS 算法的特征选择曲线

特征维数大于等于 101 时, 训练准确率已经趋于稳定. 因此, 本文用 SFFS 算法选择出的前 101 维特征作为分类器的输入.

2 分类器选择

现有的图像来源取证算法大多采用多类分类器寻找不同模型间的分类面. 一旦模型训练完成, 其类别数已经确定, 不论待测的数据是否属于已有模型, 分类器都会将其判决为其中的一类, 即其可取证的图像来源也就仅限于训练中已有的模型. 一旦出现新来源的图像, 分类器将无能为力, 必然出现图像来源取证鉴别错误的情况. 另一方面, 一旦增加模型数目, 即对分类系统进行扩展时, 必须重新训练所有模型数据. 因此, 基于多类分类器的来源取证策略, 在实用性和可扩展性方面均存在问题.

为了解决这两个问题, 本文采用了将现有的一类分类器和多类分类器联合的策略. 引入一类分类器的目的主要有 3 点: 一是引入了“其他”类, 可以分类出未知模型的图像; 二是可以尽可能地减少多类分类器的训练模型数; 最后, 在对系统进行扩展即增加模型时, 只需要用一类分类器单独训练新模型, 并将该模型的特征添加入现有数据库中即可, 大大提高了其可扩展性. 而多类分类器的使用则是为了寻找模型间的广义最优分类面, 以实现已有模型图像的来源分类. 本文中一类分类器和多类分类器的联合方式如图 2 所示:

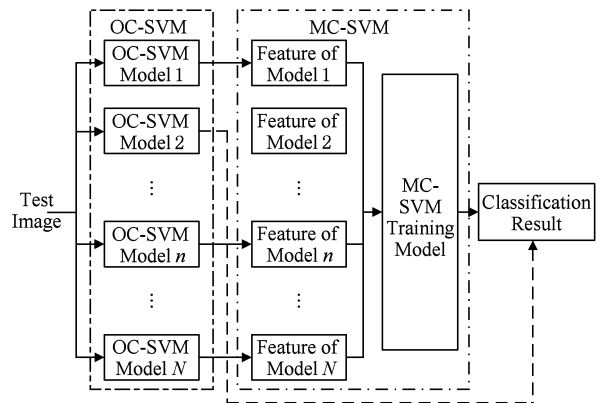


Fig. 2 The combined classification framework of OC-SVM and MC-SVM.

图 2 一类支持向量机和多类支持向量机的联合策略

系统首先利用每个一类分类器对特征数据进行检测. 若结果不是其中任何一类, 则该图像被判决为“其他”类; 若检测结果仅为其中一种模型, 如模型 2 则直接输出分类结果; 若检测结果为多种模型, 则自

动从数据库中提取每种可能的模型特征进行多类训练,并用多类分类器训练的模型对其进行分类.在这样的策略下,一类分类器在多类分类器前端提供了一定的先验信息,即待检测的图像是否属于已有模型中的某一类别,并将最可疑的几种模型提供给多类分类器.在本方法中,采用的是 OC-SVM 和 MC-SVM 的联合.

2.1 一类分类器

以 OC-SVM 为代表的一类分类器^[15]的基本思想就是假设某一类样本数据在特征空间中具有一定的概率分布,通过构建描述样本概率分布的二值模型,判断待测试的样本在特征空间是否服从该模型分布,即该待测数据属于该类或不属于该类.

假设训练样本集 $\{x_1, x_2, \dots, x_l\}$ 属于一类 X , OC-SVM 就利用非线性映射 ϕ , 将 X 映射到高维空间 H 中, 为了将这类数据和其他类数据区分开来, 分类器在 H 空间中计算一个尽可能多的包含训练样本的最小超球面, 并以此作为分类决策面. 假设该超球面以 a 为中心、 R 为半径, 那么要平衡超球面的半径和覆盖的训练样本则需要解决下面的最优化问题:

$$\min R^2 + \frac{1}{v} \sum_{i=1}^l \xi_i. \quad (7)$$

其约束条件为

$$\begin{aligned} (\phi(x_i) - a)(\phi(x_i) - a)^T &\leq R^2 + \xi_i, \\ \xi_i &\geq 0, i = 1, 2, \dots, l, \end{aligned} \quad (8)$$

这里, ξ_i 为松弛项, l 为样本数量, $v \in (0, 1]$ 则控制着被拒于超球面外的训练样本数量. 为了解决这个问题, 引入 Lagrange 乘子和核函数 $K(x, y) = [\phi(x) \cdot \phi(y)]$, 将其转化为对偶问题的求解. 本文采用的是非线性高斯径向基函数 (radial basis function, RBF) 作为核函数, 其表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \quad (9)$$

这里的 γ 通过格形搜索和交叉校验来获得最优值, 其搜索范围设置为 $\{2^{-7}, \dots, 2^7\}$ ^[16]. 除 γ 外 v 也需要设定的参数值. 考虑到本文方法中 OC-SVM 结果是作为多类分类器的模型选择, 一类分类器应当允许较高的虚警率 (即其他类错分到超球面内), 而必须保证极低的漏检率 (即该类数据错分到超球面外). 因此, 算法中设定 $v=0.001$.

2.2 多类分类器

以 MC-SVM 为代表的多类分类器^[17]是利用内积函数定义的非线性变换, 将输入的不同类别的特征转换到高维, 使得原本在低维空间中线性不可分

的问题变得高维线性可分, 然后在这个高维空间求解最优分类面, 即求解满足式 (10) 的优化问题:

$$y_i[\omega x_i + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad \left| \min \left(\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^l \xi_i \right) \right) \right., \quad (10)$$

其中 $x_i, i \in [1, l]$ 为样本集合, y 为类别标志, 分类面方程为 $\omega x + b = 0$, ξ_i 仍为确保方程有解的松弛项, C 则为控制经验风险与置信风险的参数. 由此, 得到分类函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^k \omega_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right), \quad (11)$$

ω^* 和 b^* 是应用 Lagrange 乘子法求解式 (11) 获得的最优超平面参数, $K(x_i, x_j)$ 是实现非线性变换的核函数, x_i 和 x_j 则分别代表第 i 和第 j 个样本的特征值. 在本文的方法中, 多类 SVM 仍然采用 RBF 作为核函数, 其函数定义为式 (9) 所述. 参数 C 和 γ 采用格形搜索和交叉校验确定, 为了降低整个系统的运算复杂度, 其参数搜索范围均设定为 $\{2^{-5}, \dots, 2^5\}$.

3 实验结果与讨论

本文实验采用了目前市场占有率较高的 10 种品牌的 28 种相机进行测试. 每种相机的图像不少于 400 幅, 从中随机选择 350 幅作为训练样本, 获取 OC-SVM 的训练模型以及组成 MC-SVM 的特征数据库, 剩余的图像则作为测试样本. 实验用的训练和测试图像分别为 9800 和 4200 幅. 一类 SVM 和多类 SVM 工具则均采用 LIBSVM^① 工具包.

对系统中存在训练模型的所有 28 种图像进行来源取证的结果如表 1 所示. 可以看出, 系统对已有模型的图像来源取证其最低准确率为 81.8%, 最高准确率为 97.6%, 平均准确率达 90.4%. 现有的典型方法如文献[14], 对 19 种相机的平均鉴别正确率也仅为 85.9%. 相比之下, 本文方法在相机样本更多的情况下达到了更高的鉴别正确率.

为了验证本文方法对未知模型的相机图像来源鉴别性能, 实验还采集了 Canon IXUS 300, Sony DSC-V3, Nikon S210 相机拍摄的共 576 幅图像进行鉴别. 这些相机在系统中没有对应的训练模型. 表 2 为对这些相机图像的检测结果. 从表中可以看出, 算法对未知模型的相机图像也能够以 79.3% 的平均准确率鉴别为“其他”类. 而现有方法则均无法对未知模型相机图像的来源进行鉴别.

① Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

Table 1 The Classification Results for 28 Camera Models in the Training Model**表 1 对 28 种相机图像来源的取证结果**

Camera No.	Accurate Detection/Samples	Accuracy/%
1	126/130	96.9
2	249/290	85.9
3	59/66	89.4
4	113/130	86.9
5	290/332	90.1
6	84/98	85.7
7	41/50	82.0
8	108/114	94.7
9	102/114	89.5
10	107/114	93.9
11	54/66	81.8
12	344/386	89.1
13	112/130	86.2
14	107/130	82.3
15	139/146	95.2
16	166/178	93.3
17	149/162	92.0
18	116/130	89.2
19	205/210	97.6
20	118/130	90.8
21	115/130	88.5
22	75/82	91.5
23	105/114	92.1
24	108/114	94.7
25	128/146	87.7
26	155/162	95.7
27	187/210	89.0
28	136/146	93.2
Average Accuracy/%		90.4

Table 2 The Classification Results for Three Outlier Camera Models**表 2 对未知模型相机图像来源的取证结果**

Camera models	Accurate Detection /Samples	Accuracy/%
Canon IXUS 300	137/171	80.1
Sony DSC-V3	141/189	74.6
Nikon S210	179/216	82.9
Average Accuracy/%	79.34	

4 结 论

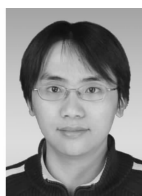
本文提出了一种联合 OC-SVM 和 MC-SVM 的数字图像来源取证方法. 该算法利用协方差矩阵的

统计相关性, 降低了对图像 CFA 插值系数的估计误差, 并利用像素的二阶梯度信息对其进行分类估计, 使用 SFFS 特征选择算法最终提取出 101 维特征作为分类器输入. 针对现有方法无法对未知模型的图像进行准确取证, 并且对可扩展性差的问题提出了 OC-SVM 和 MC-SVM 联合使用的策略. 实验结果表明, 该方法对已知模型的相机图像来源取证具有较高的鉴别正确率, 同时能够有效鉴别出未知模型的图像, 并且具有良好的可扩展性.

参 考 文 献

- [1] Farid H. Digital image forensics [J]. Science American, 2008, 296(6): 66-71
- [2] Geradts Z, Bijhold J, Kieft M, et al. Methods for identification of images acquired with digital cameras [C] // Proc of SPIE, Enabling Technologies for Law Enforcement and Security. Bellingham, WA: SPIE Press, 2000; 505-512
- [3] Lukáš J, Fridrich J, Goljan M. Detecting digital image forgeries using sensor pattern noise [C] // Proc of Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VIII, SPIE Electronic Imaging. Bellingham, WA: SPIE Press, 2006; 362-372
- [4] Lukáš J, Fridrich J, Goljan M. Digital "bullet scratches" for images [C] // Proc of IEEE Int Conf on Image Processing, ICIP2005. Piscataway, NJ: IEEE, 2005; III-65-68
- [5] Kharrazi M, Sencar H T, Memon N. Blind source camera identification [C] // Proc of IEEE Int Conf on Image Processing (ICIP2004). Piscataway, NJ: IEEE, 2004; 709-712
- [6] Tsai M J, Wu G H. Using image features to identify camera sources [C] // Proc of IEEE Int Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP2006). Piscataway, NJ: IEEE, 2006; II-297-300
- [7] Choi K S, Lam E Y, Wong K Y. Automatic source camera identification using the intrinsic lens radial distortion [J]. Optics Express, 2006, 14(24): 11551-11565
- [8] Meng Fanjie, Kong Xiangwei, You Xingang. A new feature-based method for source camera identification [C] // Proc of IFIP WG 11.9 Int Conf on Digital Forensics. Berlin: Springer, 2008; 207-218
- [9] Bayram S, Sencar H T, Memon N, et al. Source camera identification based on CFA interpolation [C] // Proc of IEEE Int Conf on Image Processing (ICIP2005). Piscataway, NJ: IEEE, 2005; III-69-72
- [10] Bayram S, Sencar H T, Memon N. Improvements on source camera-model identification based on CFA interpolation [C] // Proc of IFIP Working Group 11.9 on Digital Forensics. Berlin: Springer, 2006; 24-27
- [11] Long Y, Huang Y. Image based source camera identification using demosaicking [C] // Proceeding of IEEE 8th Workshop on Multimedia Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2006; 419-424

- [12] Swaminathan A, Wu M, Liu K J R. Component forensics of digital cameras: A non-intrusive approach [C] //Proc of IEEE Conf on Information Science and System. Piscataway, NJ: IEEE, 2006: 1194-1199
- [13] Swaminathan A, Wu M, Liu K J R. Non-intrusive forensic analysis of visual sensors using output images [C] //Proc of IEEE Int Conf on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP2006). Piscataway NJ: IEEE, 2006: V-401-404
- [14] Swaminathan A, Wu M, Liu K J R. Nonintrusive component forensics of visual sensors using output images [J]. IEEE Trans on Information Forensics and Security, 2007, 2(1): 91-106
- [15] Schölkopf B, Smola A, Wiliamson R C, et al. New support vector algorithms [J]. Neural Computation, 2000, 12(5): 1207-1245
- [16] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A practical guide to support vector classification [EB/OL]. (2008-10-01) [2008-11-23]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf>
- [17] Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42 (in Chinese)
(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)



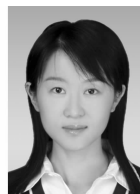
Wang Bo, born in 1981. He received his BS degree in electrical engineering from Dalian University of Technology, Dalian, China, in 2003, and is currently pursuing the PhD degree in signal and information processing at the Department of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology. His main research interests include information security and multimedia forensics.

王 波, 1981年生, 博士研究生, 主要研究方向为数字图像取证。



Kong Xiangwei, born in 1963. She is a professor of the Department of Electronic and Information Engineering, and vice-director of the Information Security Research Center of Dalian University of Technology, Dalian, China. She is also the vice-director of the multimedia security session of the Chinese Institute of Electronics. Her main research interests include information security and forensics, multimedia signal processing and multi-information fusion.

孔祥维, 1963年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会通信分会、多媒体信息安全专委会副主任, 中国图象图形学会学术委员会委员及理事, 中国图象图形学会东北分会副秘书长, 主要研究方向为多媒体信息处理、多媒体信息安全以及模式识别。



Fu Haiyan, born in 1981. She received her BS degree in electrical engineering from Qufu Normal University, Shandong, China, in 2003, and his MS degree from Dalian University of Technology, Dalian,

China, in 2006. She is currently pursuing the PhD degree in signal and information processing at the Department of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, where she works as an assistant since 2006. Her current research focuses on the multimedia signal processing and image retrieval in e-business.

付海燕, 1981年出, 博士研究生, 助教, 主要研究方向为多媒体信号处理以及多媒体数据挖掘。

Research Background

Verifying the integrity and authenticity of the digital image has been attracted increasing attention in recent years. Compared with the active approach that is called digital watermarking, a more practical, while more challenging approach is called blind and passive digital image forensics. The digital image forensics aims for providing efficient and practical tools to expose the digital image forgeries, and helping the forensic analysts to ensure the integrity and authenticity of the digital evidences that are presented in court.

An important branch of digital image forensics is the identity of the source camera. The source camera classification methods intend to identify the camera model that captures the given digital image. Several methods have been proposed in the past few years, and decent identification accuracies have been obtained. However, there are two important problems urgently to be addressed. The first one is the quickly degressive identification accuracy while the camera models increase. The other one is how to expose the images captured by an unknown camera model that out of the training models.

Focusing on these two problems, this paper proposes a novel approach to source camera identification. Using covariance matrix, we reduce the perturbing term that is introduced by imaging pipeline in estimating the CFA interpolation coefficients. For exposing the outlier camera models, a combined classifier of one-class SVM and multi-class SVM is applied in our method.

The work in this paper is supported by the National High Technology Research and Development Program of China (863 Program, grant No. 2008AA01Z418) and National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60572111).