

· 图像处理 ·

利用协方差矩阵检测 CFA 插值的相机来源鉴别方法<sup>\*</sup>王波<sup>1</sup>, 孔祥维<sup>1\* \* \*</sup>, 尤新刚<sup>1,2</sup>, 付海燕<sup>1</sup>

(1. 大连理工大学信息安全研究中心, 大连 116024; 2. 北京电子技术应用研究所, 北京 100091)

**摘要:** 针对数字图像取证技术中的相机来源鉴别问题, 利用相机成像过程中颜色滤波阵列(CFA)插值的线性模型, 采用协方差矩阵对 CFA 插值系数进行统计估计, 有效地降低了现有方法存在的估计误差, 并以估计的 CFA 系数为特征, 利用 SFFS 方法从 240 维特征中优化选择了 36 维组成特征向量, 最后使用支持向量机作为分类器, 对 22 种不同品牌不同型号的相机拍摄的图像进行了来源鉴别。实验表明, 本文算法对数字图像的相机来源鉴别检测, 其平均正确率达到了 96.5%, 优于现有的相机来源鉴别算法。

**关键词:** 相机来源鉴别; 颜色滤波阵列(CFA); 插值; 协方差矩阵; 特征选择; 支持向量机(SVM)

**中图分类号:** TN911.73    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1005-0086(2009)04-0517-04

## Identification of source cameras based on CFA interpolation algorithm detection using covariance matrix

WANG Bo<sup>1</sup>, KONG Xiang-wei<sup>1\* \* \*</sup>, YOU Xin-gang<sup>1,2</sup>, Fu Hai-yan<sup>1</sup>

(1. Information Security Research Center of Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. Beijing Institute of Electronic Technology and Application, Beijing 100091, China)

**Abstract:** Focusing on the problem of source camera identification, which is an important branch of digital forensics, a novel approach is proposed in this paper. By solving the covariance matrix equation, a statistical estimation of CFA interpolation coefficients is applied to reduce the bias. The feature selection process is implemented with SFFS method to construct a vector of 36 features selected from 240 coefficients, and the vector is then fed to the SVM classifier. The experiments, including 22 cameras consist of different makes and models, show a higher accuracy of 96.5% of our method on source camera identification, compared with the existing ones.

**Key words:** source camera identification; color filter array(CFA); interpolation; covariance matrix; feature selection; support vector machine(SVM)

## 1 引言

数字图像取证技术的主要目的, 就是解决数字图像的来源性鉴别和真实性分析问题<sup>[1]</sup>。目前, 国内外已经有许多学者对被动的盲数字图像来源取证技术开展了大量的研究工作。Z. Geradts<sup>[2]</sup>和 J. Lukas<sup>[3]</sup>分别利用暗电流的不均匀性和模式噪声<sup>[4,5]</sup>, 提出了图像的相机来源鉴别方法。Kharrazi<sup>[6]</sup>提取颜色、图像质量特征以及小波系数统计特征, 对五种相机来源的图像进行分类。Tsai<sup>[7]</sup>也提出了类似的方法。K. S. Choi<sup>[8]</sup>将镜头径向失真特征加入到[6]的方法中, 但需要提取图像中的直线信息, S. Bayram<sup>[9]</sup>用 EM 算法检测 CFA 插值的周期性, 并以此对相机来源进行鉴别, 但对三个相机也仅能达到最高 89% 的正确率。Y. Long<sup>[10]</sup>提出了用非线性模型估计 CFA 系数, 并

用 BP 神经网络进行分类。而 A. Swaminathan<sup>[11]</sup>则利用 CFA 的线性模型, 通过求解最小化问题和遍历搜索 CFA 模式, 来确定数字图像的来源相机。对 16 种相机来源图像的检测结果表明, 其获得了当前相机来源取证的最好效果, 其平均检测正确率为 88.1%。

现有方法对 CFA 插值的估计准确性较差, 其原因在于: 一方面, 现有方法大多基于单一像素点进行估计和最优化求解<sup>[10,11]</sup>, 或者基于某种条件假设<sup>[9]</sup>。这导致在实际估计中往往因为图像内容本身、光照条件、JPEG 有损压缩和噪声等因素的影响使得估计产生偏差。另一方面, 同品牌不同型号的数码相机, 其采用的 CFA 插值方法大多仅存在细微差别。这种微小的差别与现有算法的估计误差在可比拟的范围内。因此, 现有算法往往将这些相机拍摄图像鉴别为同类图像, 导致准确率较

收稿日期: 2008-01-25 修订日期: 2008-06-18

\* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60572111)

\* \* \* E-mail: kongxw@dlut.edu.cn

低。

本文提出了一种利用协方差矩阵检测 CFA 插值的相机来源鉴别方法,通过像素点集合的统计互相关性,用统计分析的方法提高对 CFA 系数的估计准确率。对 22 种数码相机图像进行了来源分类。实验表明,本文算法在相机样本较多,且存在同品牌相机情况下,达到了 96.5% 的平均检测正确率,通过与文献[6]和文献[11]中算法的对比实验,验证了本文算法优于现有的算法。

## 2 CFA 插值检测算法

### 2.1 特征提取

对于 1 幅  $M \times N$  的数字图像,按照最常用的 Bayer CFA 模式,可以用其  $7 \times 7$  邻域像素值的线性组合来表示其 CFA 插值过程<sup>[9]</sup>。如下式所示:

$$y = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_{48} x_{48} + \epsilon \quad (1)$$

其中,  $y$  表示待插值的像素点,而  $x_i (i \in [1, 48])$  表示以  $y$  为中心的该颜色通道的  $7 \times 7$  邻域像素值,  $a_i (i \in [1, 48])$  为待估计的插值系数,  $\epsilon$  则是图像噪声、其它颜色通道的影响以及插值时的精度偏差等引起的误差总和。理论上,选择 48 个同通道像素点就可以建立方程组求解所有的 48 个插值系数。但由于图像内容的多样性,以及存在误差项,使得这样的求解结果必然存在较大的估计误差  $(a_i - \hat{a}_i)$ , 其中  $\hat{a}_i$  为  $a_i$  的估计值。同品牌不同型号的数码相机,其插值系数往往仅存在细微差别,即  $(\hat{a}_i^1 - \hat{a}_i^2) < \delta \hat{a}_i^1$  和  $\hat{a}_i^2$  分别为两种数码相机的插值系数,  $\delta$  为微小常量。当  $\delta$  和  $(a_i - \hat{a}_i)$  可比拟时,便无法对数字图像的来源进行正确鉴别。

插值过程必然会引入像素间的相关性,而误差  $\epsilon$  是与图像独立的随机过程。为获得稳定可信的估计结果,本文采用协方差矩阵对该线性模型求解:

$$\text{cov}(Y, X_i) = \text{cov}(a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_{48} X_{48}, X_i) + \text{cov}(\epsilon, X_i) \quad (2)$$

其中  $Y$  表示所有同通道同类像素点组成的向量,而  $X_i (i \in [1, 48])$  则表示其邻域固定位置像素值分别组成的 48 个向量。由于  $\epsilon$  独立于  $X_i$ , 因此有  $\text{cov}(\epsilon, X_i) = 0$ 。根据协方差矩阵的线性特性可得:

$$\text{cov}(Y, X_i) = a_1 \text{cov}(X_1, X_i) + \dots + a_i \text{cov}(X_i, X_i) + \dots + a_{48} \text{cov}(X_{48}, X_i) \quad (3)$$

由式(3)可建立 48 个方程组,解得所有的插值系数。

根据 Bayer CFA 的排列,我们将其  $2 \times 2$  基本单元中的插值点分为 5 类: R 和 B 采样点的 G 通道 CFA 插值为一类,两个 G 采样点的 R 和 B 通道插值分别各为两类。求解式(3)估计 5 类像素点的插值系数,并将这  $48 \times 5 = 240$  维特征组成的向量,作为插值算法检测的特征空间。

### 2.2 特征选择和分类器

在  $7 \times 7$  邻域的 48 个像素值中,有些像素值对于 CFA 插值的贡献是次要甚至无效的,可以通过分析不同特征组合对分类准确率的影响,来优化选择分类特征,降低特征空间维度。本文选用了 SFFS(sequential floating feature selection)特征选择算法<sup>[12]</sup>。SFFS 方法的基本思想是通过向特征集合的子集中增加或减少特征,来对特征集合进行优化选择排序,删除无效

的特征。

由于 CFA 插值系数特征往往不具备线性可分性,因此,本文算法的分类器采用了支持向量机(SVM, support vector machine)<sup>[13]</sup>。SVM 的核心思想就是对最优分类面的推广,即最大化不同类别之间分类间隔。为了解决这个问题,SVM 往往采用内积函数定义的非线性变换将输入空间转换到高维,使得原本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中求解广义最优分类面,即求解满足约束条件(4)的优化问题:

$$y_i [wx_i + b] - 1 + \zeta_i \geq 0 \mid \min \left( \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \zeta_i \right) \quad (4)$$

其中设样本集  $(x_i, y_i), i = 1 \dots n, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$ , 分类面方程为  $w \cdot x + b = 0, \zeta$  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,即折中考虑最少错分样本和最大分类间隔。由此得到的分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^k w_i^* y_i K(z_i, z_j) + b^* \right) \quad (5)$$

其中  $w^*$  和  $b^*$  是应用 Lagrange 乘子法求解式(4)获得的最优超平面参数,  $K(z_i, z_j)$  是实现非线性变换的核函数,  $z_i$  和  $z_j$  则分别代表第  $i$  和第  $j$  个样本的特征值。本文采用非线性 RBF 核函数 C-SVC(C-support vector classification)作为算法的分类器,该核函数定义为:

$$K(z_i, z_j) = \exp(-\gamma \|z_i - z_j\|^2) \quad (6)$$

分类函数中的参数  $C$  和  $\gamma$  值通过格形搜索的交叉校验来获得最优值,其搜索的范围分别设置为  $\{2^{-4}, 2^{-3}, \dots, 2^{15}\}$  和  $\{2^{-14}, 2^{-13}, \dots, 2^5\}$ 。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验环境与参数

本文选择了市场占有率较高的 10 种品牌的 22 种不同型号的数码相机作为测试样本,如表 1 所示。每种相机的图像数目为 400 幅,共  $400 \times 22 = 8800$  幅测试图像。

表 1 本文实验中采用的相机样本型号

Tab.1 Camera models used in the experiments

No.	Camera model	No.	Camera Model
1	Canon A700	12	Olympus E-400
2	Canon EOS 30D	13	Olympus SP-550UZ
3	Canon G5	14	Olympus Stylus 800
4	Sony DSC-H5	15	Fuji FinePix 6900z
5	Sony DSLR A100	16	Fuji FinePix F30
6	Nikon CoolPix 7900	17	Fuji Finepix S3 Pro
7	Nikon CoolPix P3	18	Fuji FinePix S9000Z
8	Kodak DX7590	19	Panasonic FZ8
9	Kodak Z740	20	Panasonic LZ2
10	Samsung Pro815	21	Casio EX-Z750
11	Olympus C-3040Z	22	Minolta DiMAGE EX 1500

实验中采用的 SVM 分类器为 LIBSVM。在所有的实验中,随机选取每种相机的 100 幅图像作为训练样本,剩余的 300 幅则组成测试样本集。所有实验被重复 20 次,下文的实验结果均为 20 次实验的平均检测结果。

### 3.2 实验结果与讨论

利用 SFFS 特征选择方法,当优化特征子集维数为 36 及以上时,SVM 的训练结果就达到了稳定的正确率。如图 1 所示,因此,本文算法仅将 SFFS 算法选择的前 36 维特征组成特

征向量,作为 SVM 分类器的输入。

本文对相机数目从 2-22 的情况进行了测试,并与[6]和[11]的方法进行比较,如图 2 所示。图中,横坐标为相机样本数目  $N$ ,纵坐标为该相机样本数目下的平均检测准确率。可以看出,算法在仅有 2 个相机样本时,鉴别正确率高达 99.4%,同时对于相机数量的增加具有最好的稳定性,在相机样本数为 22 个时,平均正确率仍能达到 96.5%。而文献[6]的方法虽然在两个相机情况下,也能够达到 97.6%的准确率,但是随着相机样本的增加,其检测准确率迅速下降。在 22 个相机的情况下,仅为 70.4%,方法[11]也仅有 86.2%。

$$P_{avg}^N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i, N \in [2, 22] \quad (7)$$

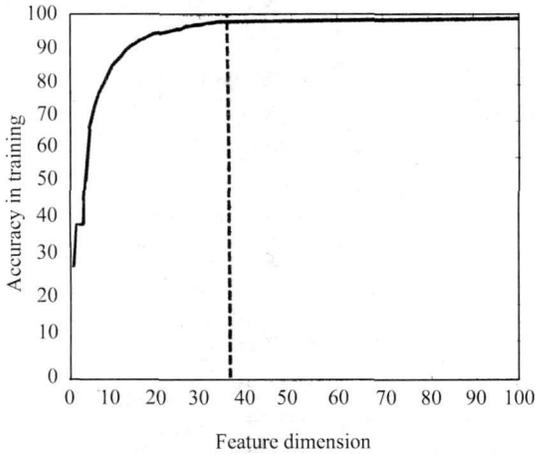


图 1 特征选择曲线

Fig 1 Curve of feature selection

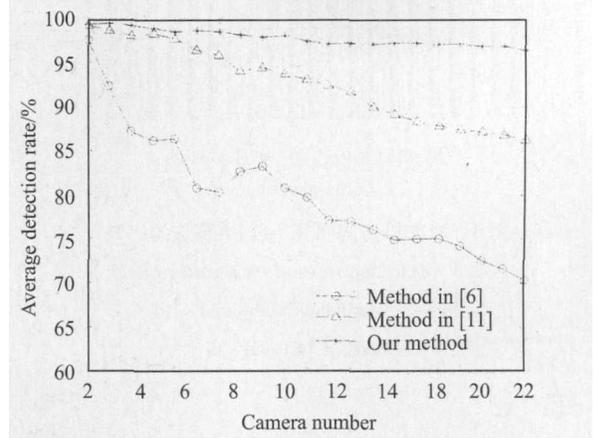


图 2 平均检测正确率随相机数目的变化曲线

Fig 2 Curve of detection rates varied from camera numbers

本文算法对所有 22 个相机的图像来源鉴别结果如表 2 的混淆矩阵所示。该混淆矩阵表示每种相机被判断为不同相机类别的概率,其中,“\*”表示混淆矩阵中的值小于 0.5%。算法对相机来源鉴别的最高和最低检测正确率分别为 99.4%和 91.6%,平均为 96.5%。对相同图像率的实验表明,本文算法对每种相机的检测正确率均高于方法文献[6]和文献[11],如图 3 所示,横坐标为相机序号,纵坐标为检测正确率。

表 2 本文算法的检测混淆矩阵(%)

Tab. 2 Confused matrix for all cameras numbered as in Tab. 1

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1	98.4	0	0.7	0	*	*	0	0	0	0	0.6	*	0	0	0	0	0	0	*	0	0	0
2	*	95.2	*	*	0.8	*	0.8	0	*	*	*	*	0	0	*	*	0.8	0.5	*	*	*	*
3	0.8	*	97.2	0	0.5	*	0	0	0	*	0.9	0	0	0	0	0	*	*	0	0	0	0
4	0	*	0	97.5	*	0	0.5	0	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	0	0	*
5	0	1.0	*	*	94.0	1.2	0.9	0	*	0.5	0.5	0.5	*	0	0	*	*	*	*	0	0	*
6	0	*	*	0	*	91.6	*	0	0	0.6	0.6	0.6	*	*	0	*	*	0	0	0	0	3.9
7	*	0.5	*	*	0.6	0	96.1	0	0	*	0.7	0.6	*	0	*	*	*	0	*	0	0	*
8	0	*	0	0	*	0	0	98.0	1.0	0	0	0.5	*	0	0	*	*	0	0	0	0	0
9	0	0.5	0	0	*	0	0	0.8	98.0	0	*	*	0	*	0	*	0	0	0	0	*	*
10	0	*	0	0	0.8	0.6	*	0	0	97.1	*	*	*	0	0	0	*	0	0	0	*	*
11	0	*	*	*	0.7	0.6	0.5	*	*	*	95.2	1.3	*	*	*	0	0.6	*	0	0	*	*
12	0	*	0	0	0.6	*	*	*	*	*	1.6	95.4	0.9	*	*	0	*	0	0	0	0	0
13	0	*	*	*	0.7	*	0	0.5	*	*	*	1.7	96.5	0	*	0	*	*	0	0	0	0
14	0	0	0	*	*	*	*	0	*	0	*	0.6	0	97.3	0	0	0	0	0	0	1.5	*
15	0	0	0	0	0	*	*	0	0	0	0.5	*	0	0	99.4	0	0	0	0	0	0	0
16	0	*	*	*	*	0	0	0	*	0	*	0	*	0	0	95.0	*	3.8	0	0	0	0
17	*	1.4	*	*	0.8	*	*	*	0	0.6	*	*	0	0	0	*	95.9	*	0	0	*	0
18	0	*	0	*	*	0	0.6	0	0	0	*	0	*	0	0	3.8	*	95.1	0	0	0	0
19	*	0	*	0	0.6	0	*	0	0	*	*	*	*	0	0	*	*	0	98.2	0	0	0
20	0	*	0	0	0	*	0	0	0	0	*	*	0	2.8	0	0	0	0	*	96.8	0	0
21	0	*	*	0	0	1.7	0	0	*	*	*	0	0	0	0	0	*	0	0	0	97.4	0
22	0	*	*	0	*	*	*	0	0	*	1.3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	*	97.4

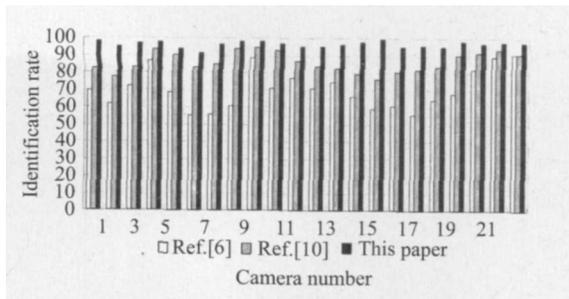


图3 本文算法同 [6] 和 [11] 中算法的比较

Fig. 3 Detection rates of each camera used in the experiments compared with methods in [6] and [11]

## 4 结 论

本文针对数字图像的相机来源鉴别技术,提出了一种基于CFA插值检测的来源鉴别算法。通过建立图像局部CFA插值的线性模型,利用协方差矩阵进行CFA插值系数的统计估计和特征提取。本文还利用SFFS算法进行特征的优化选择,并最终形成了36维特征向量,采用SVM分类器进行图像相机来源的鉴别。实验结果表明,在相机样本数量小的情况下,本文算法对相机来源的鉴别正确率高达99.4%;而在相机样本数量较大,且存在同品牌不同型号相机的情况下,本文算法也能够达到平均96.5%的检测正确率,优于现有的方法。

尽管本文算法对数字图像的相机来源鉴别取得了很好的效果,但是,图像的来源鉴别仍有大量的问题需要解决,尤其是对于网络中存在的经过后处理(如重压缩、亮度调整等操作)的低质量图像进行来源鉴别。这也是作者下一步将要开展的工作。

### 参考文献:

- [1] Sencar H T, Memon N. Overview of state-of-the-art in digital image forensics. [http://isis.poly.edu/~forensics/pubs/sencar\\_memon\\_chapter.pdf](http://isis.poly.edu/~forensics/pubs/sencar_memon_chapter.pdf), Sep. 2007.
- [2] Gerads Z, Bijhold J, Kieft M, et al. Methods for identification of images acquired with digital cameras [C]. Proceedings of SPIE, Enabling Technologies for Law Enforcement and Security, Feb. 2001, 4232, 505-512.

- [3] Lukás J, Fridrich J, Goljan M. Digital "bullet scratches" for images [C]. IEEE International Conference on Image Processing, ICIP2005, Genova, Italy, Sep. 11-14, 2005, 3: III-65-68.
- [4] CU Xia-rong, SU Guang-da. Identification of digital image origin based on the pattern noise [J]. Journal of Optoelectronics · Laser (光电子·激光), 2007, 18(10): 1239-1243. (in Chinese)
- [5] CU Xia-rong, SU Guang-da. Identification of digital image based on the noise correlation [J]. Journal of Optoelectronics · Laser (光电子·激光), 2007, 18(11): 1386-1390. (in Chinese)
- [6] Kharrazi M, Sencar H T, Memon N. Blind source camera identification [C]. IEEE International Conference on Image Processing, ICIP2004, Singapore, Oct. 24-27, 2004, 1: 709-712.
- [7] Tsai M J, Wu G H. Using image features to identify camera sources [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP2006, Toulouse, France, May, 14-19, 2006, 2: II-11.
- [8] 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.
- [9] Bayram S, Sencar H T, Memon N et al. Source camera identification based on cfa interpolation [C]. IEEE International Conference on Image Processing, ICIP2005, Genova, Italy, Sep. 11-14, 2005, 3: III-69-72.
- [10] Long Y, Huang Y. Image based source camera identification using demosaicking [C]. IEEE 8th Workshop on Multimedia Signal Processing, Fairmont Empress Hotel Victoria, BC, Canada, Oct. 3-6, 2006, 419-424.
- [11] Swannirathan A, Wu M, Liu K J R. Non-intrusive forensic analysis of visual sensors using output images [C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP2006, Toulouse, France, May, 14-19, 2006, 5, V-V.
- [12] Pudil P, Ferri F J, Novovicova J, et al. Floating search methods for feature selection with nonmonotonic criterion functions [C]. 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, Jerusalem, Israel, Oct. 10-13, 1994, 2: 279-283.
- [13] ZHANG Xue-gong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42. (in Chinese)

作者简介:

王波 (1981-), 博士生, 主要研究方向为数字图像取证。