

基于协方差矩阵的 CFA 插值盲检测方法

王 波^① 孔祥维^① 尤新刚^{①②} 付海燕^①

^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: 从数字图像中盲检测数码相机采用的 CFA 插值算法, 可以为数字图像取证提供重要的技术手段。该文基于线性插值模型, 利用协方差矩阵构建插值系数方程组, 并将估计的插值系数构成特征向量空间, 采用支持向量机作为分类工具, 提出了一种对不同的 CFA 插值算法进行准确分类的盲检测方法。实验表明, 该文方法对于不同的 CFA 插值算法均能达到较高检测正确率。同时, 相比现有的 CFA 插值检测方法, 该文算法对加性高斯白噪声和有损 JPEG 压缩具有更好的鲁棒性。

关键词: 数字图像取证; 色彩滤波阵列插值; 协方差矩阵; 支持向量机

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)05-1175-05

Blind CFA Interpolation Detection Based on Covariance Matrix

Wang Bo^① Kong Xiang-wei^① You Xin-gang^{①②} Fu Hai-yan^①

^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: Blind CFA interpolation detection, which identifies the demosaicing method used in digital camera by analyzing output images, provides an efficient tool for digital image forensics. This paper proposes an approach of blind CFA interpolation detection based on interpolation coefficients estimation. By solving the covariance matrix equation, a vector of the interpolation coefficients is obtained, which is further fed to SVM classifier. The experimental results show a high accuracy on blind CFA interpolation detection. Compared with existing ones, the proposed method in this paper indicates a better performance on the robustness against additive Gaussian white noises and lossy JPEG compression.

Key words: Digital image forensics; Color Filter Array(CFA) interpolation; Covariance matrix; Support Vector Machine (SVM)

1 引言

数字图像取证技术是直接利用数字图像数据本身进行来源认证和鉴别分析的被动盲分析技术。而作为数码相机硬件、软件核心部分的光学传感器和图像成像算法, 是决定数字图像质量和数据统计特征的主要因素^[1]。在如图 1 所示的相机成像模型中, 色彩滤波阵列(Color Filter Array, CFA)是核心的操作之一。因此, 对 CFA 插值算法进行盲检测和系数估计, 是数字图像取证研究中的重要技术手段。Popescu^[2]等利用 EM(Expectation Maximization)方法检测 CFA 插值周期性在频谱中呈现的峰值点, 并采用 Fisher 线性分类器进行分类。Byaram^[3,4]等采用类似的方法, 以支持向量机(SVM)作为分类器, 并将其用于数码图像的相机来源鉴别当中。Gallagher^[5]利用图像二阶偏差的周期性检测插值, 但仅对线性和三次插值有效。Long^[6]等提出用像素相关

性的二阶模型对插值系数进行估计, 并采用 BP 神经网络进行插值算法的分类。Swaminathan^[7-9]等则利用 CFA 插值的线性模型, 建立 9 类不同像素的线性方程, 并采用最小化问题进行求解, 通过遍历搜索确定图像所采用的 CFA 模式和 CFA 插值算法, 获得了目前最好的 CFA 插值算法检测分类效果。文献[6-9]的方法在无损图像的情况下, 其检测正确率均能达到 98%以上。然而文中的实验也表明, 他们的方法对加性高斯白噪声和 JPEG 压缩的鲁棒性较差。在低色彩峰值信噪比(Color Peak Signal-to-Noise Ratio, CPSNR)(小于 30dB)和低压缩质量(质量因数小于 80)的情况下, 其检测正确率均在 60%-80%左右, 往往无法满足对于网络中大量存在的较低质量图像准确检测的要求。

本文针对 CFA 插值系数的估计和插值算法的盲检测问题, 将协方差矩阵引入插值系数方程组的建立和求解当中, 并以支持向量机 SVM 为分类器, 提出了一种新的 CFA 插值盲检测分类方法。通过大量的实验表明, 该方法能够对最典

2008-01-29 收到, 2008-12-31 改回
国家自然科学基金(60572111)资助课题

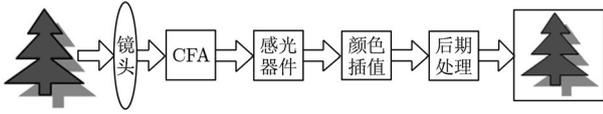


图 1 数码相机成像的一般模型

型的 6 种插值方法进行准确地检测和分类, 同时对加性高斯白噪声和有损 JPEG 压缩具有较好的鲁棒性。

2 基于协方差矩阵的 CFA 插值检测方法

在数码相机的成像过程中, CFA 插值算法的选择和相机中采用的 CFA 阵列有密切关系。不失一般性, 本文考虑最常用的 Bayer CFA, 如图 2 所示。在一个典型的 2×2 Bayer CFA 基本单元中, G 分量占有所有像素点数量的 $1/2$, 而 R 分量和 B 分量则各占 $1/4$ 。这是由于绿色分量代表了大部分的亮度分量, 根据人眼视觉模型, 人眼对绿色分量的变化最为敏感, 而红色和蓝色分量则代表了色度分量。

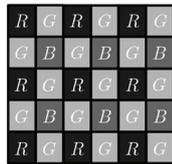


图 2 典型的 Bayer CFA

2.1 利用协方差矩阵进行插值权值系数的估计

以估计 G 分量为例, 假设选取的邻域为 $(2k+1) \times (2k+1)$ 大小, 待插值的点为 (m, n) 点, 显然可以用式(1)来表示插值的一般模型。

$$G_{m,n} = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k a_{i,j}^g g_{m+i,n+j} \Big|_{a_{0,0}^g=0} + \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k a_{i,j}^r r_{m+i,n+j} + \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k a_{i,j}^b b_{m+i,n+j} \quad (1)$$

式中 $a_{i,j}^g$, $a_{i,j}^r$ 和 $a_{i,j}^b$ 分别表示插值的权值系数, g , r 和 b 分别代表绿色、红色和蓝色分量。我们的目的就是对于给定的数字图像, 估计出所有的插值权值系数, 进而对 CFA 插值方法进行检测和分类。

对于 N 个待插值的 G 像素点, 将邻域的像素进行栅格行扫描, 并用向量表示式(1):

$$\begin{pmatrix} G_1 \\ G_2 \\ \vdots \\ G_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1^g g_1^1 + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^g g_{(2k+1)^2-1}^1 \\ a_1^g g_1^2 + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^g g_{(2k+1)^2-1}^2 \\ \vdots \\ a_1^g g_1^N + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^g g_{(2k+1)^2-1}^N \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_1^r r_1^1 + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^r r_{(2k+1)^2-1}^1 \\ a_1^r r_1^2 + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^r r_{(2k+1)^2-1}^2 \\ \vdots \\ a_1^r r_1^N + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^r r_{(2k+1)^2-1}^N \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_1^b b_1^1 + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^b b_{(2k+1)^2-1}^1 \\ a_1^b b_1^2 + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^b b_{(2k+1)^2-1}^2 \\ \vdots \\ a_1^b b_1^N + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^b b_{(2k+1)^2-1}^N \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中 g_s^t 表示第 t 个待插值像素点邻域栅格扫描的第 s 个 G

通道系数, r_s^t 和 b_s^t 与此类似。此处由于待插值的为 G 像素点, 因此以此点为中心的 $(2k+1) \times (2k+1)$ 大小的邻域中仅有 $(2k+1)^2 - 1$ 个系数。式(2)也可以表示为式(3)和式(4):

$$\begin{pmatrix} G_1 \\ \vdots \\ G_N \end{pmatrix} = a_1^g \begin{pmatrix} g_1^1 \\ \vdots \\ g_1^N \end{pmatrix} + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^g \begin{pmatrix} g_{(2k+1)^2-1}^1 \\ \vdots \\ g_{(2k+1)^2-1}^N \end{pmatrix} + a_1^r \begin{pmatrix} r_1^1 \\ \vdots \\ r_1^N \end{pmatrix} + \dots + a_{(2k+1)^2}^r \begin{pmatrix} r_{(2k+1)^2}^1 \\ \vdots \\ r_{(2k+1)^2}^N \end{pmatrix} + a_1^b \begin{pmatrix} b_1^1 \\ \vdots \\ b_1^N \end{pmatrix} + \dots + a_{(2k+1)^2}^b \begin{pmatrix} b_{(2k+1)^2}^1 \\ \vdots \\ b_{(2k+1)^2}^N \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{G} = a_1^g \mathbf{g}_1 + \dots + a_{(2k+1)^2-1}^g \mathbf{g}_{(2k+1)^2-1} + a_1^r \mathbf{r}_1 + \dots + a_{(2k+1)^2}^r \mathbf{r}_{(2k+1)^2} + a_1^b \mathbf{b}_1 + \dots + a_{(2k+1)^2}^b \mathbf{b}_{(2k+1)^2} \quad (4)$$

其中 \mathbf{g}_i , \mathbf{r}_i 和 \mathbf{b}_i 分别表示每个像素点 G , R 和 B 通道固定扫描位置的像素组成的向量。

考虑权值系数估计的鲁棒性和稳定性, 本文算法采用协方差建立方程。协方差不仅从统计的意义上反映了信号的相关性程度, 并且具有线性特性, 因此式(4)有

$$\begin{aligned} \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_i) &= a_1^g \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_i) + \dots + a_i^g \text{cov}(\mathbf{g}_i, \mathbf{g}_i) + \dots \\ &+ a_{(2k+1)^2-1}^g \text{cov}(\mathbf{g}_{(2k+1)^2-1}, \mathbf{g}_i) + a_1^r \text{cov}(\mathbf{r}_1, \mathbf{g}_i) \\ &+ \dots + a_{(2k+1)^2}^r \text{cov}(\mathbf{r}_{(2k+1)^2}, \mathbf{g}_i) + a_1^b \text{cov}(\mathbf{b}_1, \mathbf{g}_i) \\ &+ \dots + a_{(2k+1)^2}^b \text{cov}(\mathbf{b}_{(2k+1)^2}, \mathbf{g}_i) \end{aligned} \quad (5)$$

在这里, 假设 \mathbf{g}_i , \mathbf{r}_i 和 \mathbf{b}_i 向量分别独立, 即 $\text{cov}(\mathbf{r}_i, \mathbf{g}_i)$, $\text{cov}(\mathbf{b}_i, \mathbf{g}_i)$ 和 $\text{cov}(\mathbf{r}_i, \mathbf{b}_i)$ 均为 0, 可得关于 \mathbf{G} 和 $\mathbf{g}_i (i = [1, (2k+1)^2 - 1])$ 的协方差矩阵方程组, 如式(6)所示。

$$\begin{pmatrix} \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_1) \\ \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_2) \\ \vdots \\ \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_s) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1^g \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_1) + \dots + a_s^g \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_1) \\ a_1^g \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2) + \dots + a_s^g \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_2) \\ \vdots \\ a_1^g \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_s) + \dots + a_s^g \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_s) \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中 $(2k+1)^2 - 1 = s$ 。式(6)同样可用矩阵形式表示为

$$\begin{pmatrix} \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_1) \\ \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_2) \\ \vdots \\ \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_s) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_1) & \text{cov}(\mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1) & \dots & \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_1) \\ \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2) & \text{cov}(\mathbf{g}_2, \mathbf{g}_2) & \dots & \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_s) & \text{cov}(\mathbf{g}_2, \mathbf{g}_s) & \dots & \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_s) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1^g \\ a_2^g \\ \vdots \\ a_s^g \end{pmatrix} \quad (7)$$

最后, 待估计的插值权值系数 \mathbf{a}^g 计算式为

$$\begin{pmatrix} a_1^g \\ a_2^g \\ \vdots \\ a_s^g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_1) & \text{cov}(\mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1) & \dots & \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_1) \\ \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2) & \text{cov}(\mathbf{g}_2, \mathbf{g}_2) & \dots & \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(\mathbf{g}_1, \mathbf{g}_s) & \text{cov}(\mathbf{g}_2, \mathbf{g}_s) & \dots & \text{cov}(\mathbf{g}_s, \mathbf{g}_s) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_1) \\ \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_2) \\ \vdots \\ \text{cov}(\mathbf{G}, \mathbf{g}_s) \end{pmatrix} \quad (8)$$

式(8)为 G 通道插值系数, 对应的 R, B 插值系数 \mathbf{a}^r 和 \mathbf{a}^b 可用类似方法求得。

2.2 支持向量机检测和分类 CFA 插值算法

本文将图像分为若干个不重叠的 64×64 子块, 分别估计其插值系数 \mathbf{a}^g , \mathbf{a}^r 和 \mathbf{a}^b , 并计算其均值和方差。根据 2×2 的 Bayer CFA 结构, R 和 B 采样点的 G 插值系数, 以及两个 G 采样点的 R 和 B 插值系数被分别估计。算法选择的邻域为 7×7 大小, 即 $k = 3$ 。由此, 总共获得插值系数的 $((2k+1)^2 - 1) \times 5 = 240$ 个均值和 240 个方差, 构成分类器的特征空间。

由于存在 CFA 插值系数的估计偏差, 这些估计的权值系数往往是线性不可分的。因此, 本文选择 SVM 作为算法的分类器。SVM 对于解决低维线性不可分的问题往往有较好的效果^[10]。假设 $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为特征向量, 那么分类器的目的就是设计超平面 $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x} + \omega_0 = 0$ 。这里, $\boldsymbol{\omega}$ 是超平面系数向量, \mathbf{x} 是输入向量, ω_0 是偏移量。与两类样本点距离最大的分类超平面会获得最佳推广能力, 即满足下式的最优分类超平面^[10]:

$$\left. \begin{aligned} J(\boldsymbol{\omega}) &= \min \left\{ \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 \right\} \\ y_i (\boldsymbol{\omega}^T \mathbf{x}_i + \omega_0) &\geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中 y_i 为 +1 和 -1 分别代表待分类的两类样本。假设 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N)$ 是 N 个拉格朗日乘子, $K(x_i, x)$ 为映射核函数, 那么由式(9)可以得到最终的判决函数为^[10]

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i K(x_i, x) + \omega_0 \right] \quad (10)$$

典型的核函数有线性核、多项式核以及 RBF(Radial Basis Function)核等。在本文算法中, 采用的是非线性 RBF 核函数的 C-SVC^[11], 即

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad (11)$$

其中参数 C 和 γ 通过网格搜索获得最佳参数, 其搜索范围均为 $\{2^{-5}, 2^{-4}, \dots, 2^5\}$ ^[11]。

3 实验结果与分析

3.1 测试样本和实验环境

为了验证本文算法的有效性, 实验采用了 5262 幅图像作为测试样本。所有的图像来源于 Kodak, Canon, Sony, Olympus, Nikon, Casio, Fuji, Panasonic 和 Samsung 9 个品牌的 18 种不同型号的数码相机。为了消除原始照片中可能存在的插值算法对仿真实验的影响, 我们将所有的图像进行了高斯滤波处理, 并对其行和列方向均进行 $1/4$ 下采样^[2]。实验中的 SVM 工具为 LIBSVM^[11]。

3.2 对不含噪声、无压缩的无损图像插值方法的分类结果

对于上述图像, 首先按照 Bayer CFA 的模式进行 CFA

颜色采样, 然后分别用双线性、双三次、中值滤波^[12]、平滑色调^[13]、基于梯度^[14]的和 ACP^[15]6 种插值方法进行插值, 获得待检测的 RGB 真彩色图像共 $5262 \times 6 = 31572$ 幅。每类图像随机选取 300 幅作为训练样本集, 剩余的 4962 幅则作为测试样本集。每个实验均被重复 100 次, 每次均随机选取训练和测试样本集。本文还用同样的测试样本对文献[7]中算法进行了对比实验, 结果如表 1 所示。

从大量测试的实验结果中可以看出, 本文算法对于不含噪声, 无压缩的无损图像, 其平均检测正确率达到了 99.1%, 与文献[7]中算法 98.82% 的检测正确率基本相当。

3.3 对加性高斯白噪声和 JPEG 压缩的鲁棒性

为了测试本文算法对加性高斯白噪声和有损 JPEG 压缩的鲁棒性, 我们还对上述图像分别进行了不同 CPSNR 和不同压缩质量下的测试。CPSNR 和 CMSE(Composite Mean Square Error)的计算公式如式(12)和式(13)所示, 其中 I_o 和 I_n 分别表示加噪前后的分辨率为 $M \times N$ 的图像。这部分实验的图像样本总数为 $5262 \times 6 \times (10 + 9) = 599,868$ 幅。每类图像仍然随机选择 300 幅作为训练样本集, 而剩余样本作为测试样本集, 每个实验重复 100 次。实验结果如表 1 和图 3、图 4 所示。

$$\text{CPSNR} = 10 \lg(255^2 / \text{CMSE}) \quad (12)$$

$$\text{CMSE} = (MN/3) \sum_{i=r,g,b} \sum_{y=1}^M \sum_{x=1}^N (I_o(x, y, i) - I_n(x, y, i))^2 \quad (13)$$

对于存在加性高斯白噪声的情况, 即便在 CPSNR 低至 20dB 的情况下, 本文算法依然能够达到最低 98.91%, 平均 99.32% 的检测正确率, 而文献[7]中算法平均检测正确率为 72.00%, 最高也仅能达到 87.28%。

对于有损 JPEG 压缩, 在高质量压缩图像(压缩质量因子为 70-100)的情况下, 本文算法与文献[7]中的算法性能基本相当。但是对于中低质量压缩(压缩质量因子为 20-60)的图像, 本文算法的平均检测正确率则基本高出 5%-15%。如 JPEG 压缩质量为 20 时, 本文算法的平均检测正确率为 72.93%, 而文献[7]中算法则仅为 61.69%。

4 结束语

作为影响数码相机成像特性的重要因素之一, CFA 插值算法的盲检测和分类, 已经成为了研究热点之一。本文利用 CFA 插值算法的线性模型, 通过协方差矩阵建立插值系数方程组, 并以估计的系数作为特征向量空间, 对最常用的 6 种 CFA 插值算法进行了盲检测分类。大量实验结果表明, 对于不含噪声、未压缩的 CFA 插值图像, 其插值算法检测正确率可高达 99.1%。同时本文算法对加性高斯白噪声和有损 JPEG 压缩也有较好的鲁棒性。

表1 CFA 插值算法检测正确率及与文献[7]中算法的比较

	文献[7]算法的检测正确率(%)						本文算法的检测正确率(%)						
	双线性	双三次	中值滤波	平滑色调	梯度	ACP	双线性	双三次	中值滤波	平滑色调	梯度	ACP	
无损图像	99.00	98.99	98.46	99.59	98.70	98.15	99.13	98.86	99.68	98.65	99.48	98.99	
CPSNR(dB)	20	87.28	67.93	72.60	66.54	73.22	64.48	99.87	99.77	99.14	98.91	99.26	98.94
	25	97.29	83.71	90.66	87.75	91.13	82.54	99.99	99.86	99.70	99.41	99.24	99.53
	30	97.81	88.64	92.59	89.71	92.61	90.34	100.0	99.98	99.68	99.28	99.19	99.51
	35	99.05	91.66	93.51	94.15	94.11	92.92	100.0	99.96	99.74	98.86	99.41	99.53
	40	99.64	97.63	97.72	97.95	97.87	97.17	100.0	99.97	99.67	98.75	99.56	99.55
	45	100.0	98.52	98.36	98.44	98.96	97.37	100.0	99.98	99.52	99.05	99.87	99.57
	50	100.0	98.99	99.32	98.90	99.33	97.60	100.0	99.93	99.47	98.80	99.82	99.64
	55	100.0	99.34	99.50	99.72	99.46	98.79	100.0	99.87	99.51	98.85	99.99	99.57
	60	100.0	98.65	98.81	98.99	99.83	99.27	100.0	99.84	99.64	98.89	99.82	99.60
	质量因数	20	55.27	57.46	59.42	83.09	62.49	52.43	78.40	74.11	69.90	76.15	68.00
30		57.14	63.07	69.60	85.87	71.84	55.85	85.26	83.60	78.33	86.77	78.84	80.31
40		71.56	73.38	69.86	87.29	80.20	69.13	87.82	87.90	86.21	89.23	84.16	87.13
50		84.18	80.14	74.55	89.99	88.78	71.99	89.44	90.06	87.51	87.95	86.16	89.78
60		91.35	90.85	78.11	92.50	89.76	77.41	91.29	91.24	88.20	92.37	88.05	90.83
70		92.26	93.40	84.71	94.54	90.23	81.12	93.42	94.01	92.44	92.81	92.16	93.88
80		95.25	96.03	91.23	96.00	91.98	88.74	94.52	96.43	94.79	95.29	95.27	97.61
90		97.37	97.13	96.76	98.55	92.81	92.57	96.65	98.06	97.54	97.13	97.74	98.20
95		98.28	97.96	97.18	99.03	97.61	94.94	98.72	98.74	98.61	97.30	98.62	98.47
100		98.37	97.92	97.97	99.17	98.47	97.28	98.76	98.51	99.39	98.15	98.84	98.94

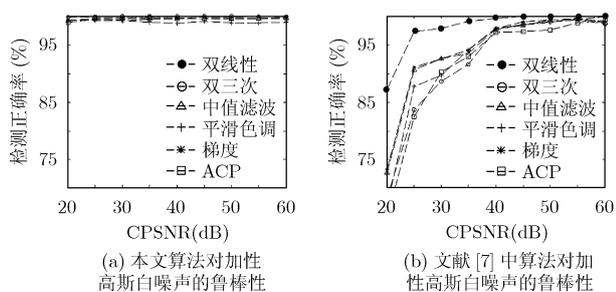


图3

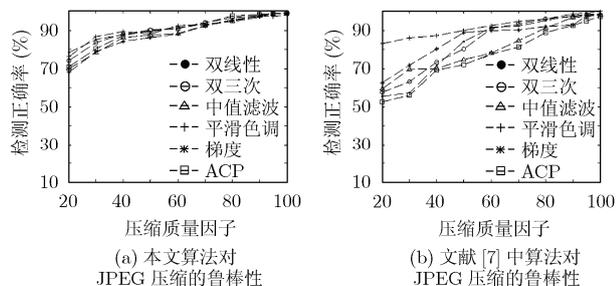


图4

参考文献

[1] Adams J, Parulski K, and Spaulding K. Color processing in digital cameras. *IEEE Micro*, 1998, 18(6): 20-30.

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

[3] Bayram S, Sencar H, and Memon H, *et al.* Source camera identification based on CFA interpolation. *IEEE International Conference on Image Processing*, Genova, Italy, Sep. 11-14, 2005, Vol. 3: III-69-72.

[4] Bayram S, Sencar H, and Memon N. Improvements on source camera-model identification. *IFIP Working Group 11.9 on Digital Forensics*, Orlando, Florida, USA, Jan.29-Feb.1, 2006.

[5] Gallagher A C. Detection of linear and cubic interpolation in JPEG compressed images. *The 2nd Canadian Conference on Computer and Robot Vision 2005*, Victoria, BC, Canada, May, 9-11, 2005: 65-72.

[6] Long Y J and Huang Y. Image based source camera identification using demosaicking. *IEEE 8th Workshop on Multimedia Signal Processing*. Fairmont Empress Hotel Victoria, BC, Canada, Oct. 3-6, 2006: 419-424.

[7] Swaminathan A, Wu M, and Liu K J R. Nonintrusive

- component forensics of visual sensors using output images. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2007, 2(1): 91-106.
- [8] Swaminathan A, Wu M, and Liu K J R. Component forensics of digital cameras: a non-intrusive approach. *IEEE Conference on Information Science and System*, Princeton University, Princeton, New Jersey, USA, Mar. 22-24, 2006: 1194-1199.
- [9] Swaminathan A, Wu M, and Liu K J R. Non-intrusive forensic analysis of visual sensors using output images. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Toulouse, France, May, 14-19, 2006, Vol. 5: 401-404.
- [10] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32-42.
Zhang X G. Introduction to statistical learning theory and support vector machines. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32-42.
- [11] Chang C C and Lin C J. LIBSVM: A Library for support vector machines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>. 2001.
- [12] Freeman W T. Median filter for reconstructing missing color samples[P]. Patent, USA, 4724395, 1988.
- [13] Cok D R. Signal processing method and apparatus for producing interpolated chrominance values in a sampled color image signal[P]. Patent, USA, 4642678, 1987.
- [14] Laroche C A and Prescott M A. Apparatus and method for adaptively interpolating a full color image utilizing chrominance gradients[P]. Patent, USA, 5373322, 1994.
- [15] Adams J E and Hamilton J F. Adaptive color plan interpolation in single sensor color electronic camera[P]. Patent, USA, 5629734, 1997.
- 王 波: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为数字图像取证.
孔祥维: 女, 1963年生, 教授, 博士生导师, 从事多媒体信息处理、多媒体信息安全以及模式识别的研究工作.
尤新刚: 男, 1963年生, 教授, 长期从事多媒体通信及信息安全的研究.
付海燕: 女, 1981年生, 助教, 从事多媒体信息处理和数据挖掘的研究.