

CFA 插值中预测误差方差在图像取证中的应用^①

贺一峰, 亚森·艾则孜, 如先姑力·阿布都热西提

(新疆警察学院 信息安全工程系, 乌鲁木齐 830013)

摘要: 针对数字图像取证中自然图像(PIM)和计算机生成图像(PRCG)识别方案的特征维数高、通用性差等问题, 提出一种基于滤色器阵列(CFA)插值中预测误差方差分析的图像取证方案. 首先, 对 CFA 插值过程中的预测误差方差进行傅里叶谱分析, 根据是否存在明显的周期性峰值现象来区分 PIM 和 PRCG; 然后, 对傅里叶谱中周期性峰值模型进行分析, 根据峰值特征来识别 PIM 的来源设备; 最后, 在哥伦比亚大学自然图像和计算机生成图像数据库 ADVENT 上进行实验, 结果表明, 该方案能够精确区分 PIM 和 PRCG, 对 PIM 来源设备(佳能、尼康和索尼)的识别率可高达 93%.

关键词: 数字图像取证; CFA 插值; 预测误差方差分析; 图像来源识别

Forecast Error Variance Analysis of CFA Interpolation and its Application in the Image Forensics

HE Yi-Feng, Yaseen·Aizezi, Ruxianguli·Abudurexiti

(Department of Informaitn Security & Engineering, Xinjiang Police College, Urumqi 830013, China)

Abstract: For the issues that the photographic image (PIM) and computer generated images (PRCG) identification scheme have features of poor generality and high dimension in image forensics, an image forensics scheme base on forecast error variance analysis in color filter array (CFA) interpolation is proposed. First, the Fourier spectrum of prediction error variance of CFA interpolation is analyzed, and the PIM and PRCG are distinguished according to whether there is a distinct periodic peak phenomenon. Then, the periodic peak model is analyzed, and the source of PIM is identified according to the peak value features. Finally, experiments have been done on natural images from Columbia University and computer generated image database ADVENT. Experimental results show that the proposed scheme can accurately distinguish between PIM and PRCG, and the recognition rate of the PIM source devices (Canon, Nikon and SONY) reached 93%.

Key words: digital image forensics; CFA interpolation; prediction error variance analysis; image source identification

随着信息技术的快速发展, 数字图像在人们的日常生活应用得越来越广泛, 与胶片图像相比, 数字图像更易于创建、篡改, 一些计算机软件可轻易地制作出以假乱真的计算机生成图像(Photorealistic Computer Graphics, PRCG), 以至于人眼很难将其与真实的自然图像(Photographic Images, PIM)区分开来^[1], 因此, 对于大量的数字图像, 如何鉴别其为真实图像和相应的来源成为图像取证领域的一个重要课题. 采用图像取证技术^[2]来分析数字内容可以为侦破犯罪提供有用信息, 图像取证主要解决了两个重要问题: 图像伪造检

测和图像来源相机识别^[3].

目前, 已提出了多种图像取证方法用来识别图像类别和来源. 文献[4]提出一种 PIM 检测方法, 在基于正交镜像滤波器(QMF)的图像分解后, 从子带图像中提取统计学特征. 然而, 这种方法的特征维数太高, 共有 216 个特征. 文献[5]提出一种基于图像二维阵列的识别方式, 首先在水平和垂直方向上测定不同图像的二维阵列, 然后分析二维阵列转换概率矩阵的特征, 并以此作为分类 PIM 和 PRCG 的依据; 并利用图像质量度量和支撑向量机(SVM)分类器来识别 PIM 图像

① 基金项目:新疆维吾尔自治区自然科学基金(2015211A016)

收稿时间:2015-09-21;收到修改稿时间:2015-11-09 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005165]

来源。但是，这种方法采用特征的识别率不高。文献[6]提出了一种 PIM 和 PRCG 图像取证方法，其应用一种高通滤波器，并在绿色通道中估算每一个对角线方向上的预测方差，然后分析方差信号的频谱，提取特征来区分图像类型。然后，利用光响应非均匀性来识别 PIM 来源相机。然而，这种方法只分析一个通道上的一个方向的方差，应用具有局限性。

为此，本文根据相机在捕获图像时，滤色器阵列 (Color Filter Array, CFA) 插值中预测误差方差的傅里叶谱具有特殊性，提出一种图像取证方案，用来分类 PIM 和 PRCG，并识别 PIM 来源设备。首先，根据预测误差方差的傅里叶谱是否存在周期性峰值现象来区分 PIM 和 PRCG；然后，根据周期性峰值的具体模型来识别 PIM 的来源设备。实验结果表明，本文方案能够精确的识别图像。

1 本文方案架构

颜色滤波阵列(CFA)^[7]是相机的一个重要组成部分。目前主流的 CFA 为贝叶斯阵列，是由抽样红色、绿色和蓝色信息的三种滤光片组成，CFA 使每个像素只能获得物理三基色(红、绿、蓝)其中一种分量，图 1 显示了 3 种 CFA 结构的例子。由于在像素单元中只能抽取一种颜色的样本，因此相机必须估算另外两种颜色，来产生一个三通道的彩色图像。通常相机中会利用 CFA 插值^[8]过程(也称为：去马赛克过程)来估算另外两种颜色信息，该过程在每个颜色通道内，通过插入临近像素的已知值来估算缺失像素的值。通过图像取证技术可以分析出该过程衍生的痕迹，值得注意的是，这些痕迹不会出现在计算机合成的图像中^[9]。

在一些 CFA 插值算法中，基于已知值估算一个新点阵的值可以看作是一个过滤过程，该过程会周期性的将一个插值内核应用到原始图像中^[10]，因此，每个色彩通道的预测误差的方差(Forecast Error Variances, FEV)是一种周期信号。另外，还发现相机捕获像素的预测误差方差要高于内插像素的预测误差方差。同样，这种现象也会出现在傅里叶域中。

图 2 描述了对角线方向、垂直方向和水平方向上的预测误差值的傅里叶谱。其中，图 2(a)到图 2(c)分别为由佳能、尼康和索尼相机捕获的 PIM 图像的预测误差值，图 2(d)为从 PRCG 图像测得的值。可以看出，PIM 的傅里叶谱中出现了明显的周期性峰值，而

PRCG 图像的傅里叶谱是杂乱的，所以这将是区分 PIM 和 PRCG 的一个特征。另外，不同相机厂商采用不同的 CFA 和 CFA 插值算法，这也就形成不同的周期性局部峰值模式，所以，这种区别可以用来识别 PIM 图像的来源设备。

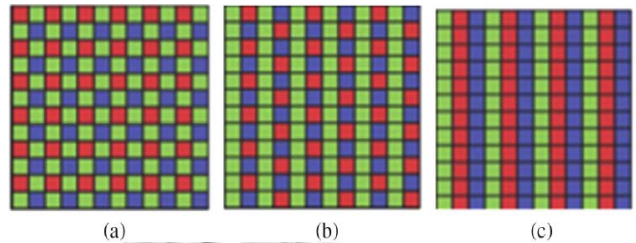


图 1 3 种 CFA 结构的例子

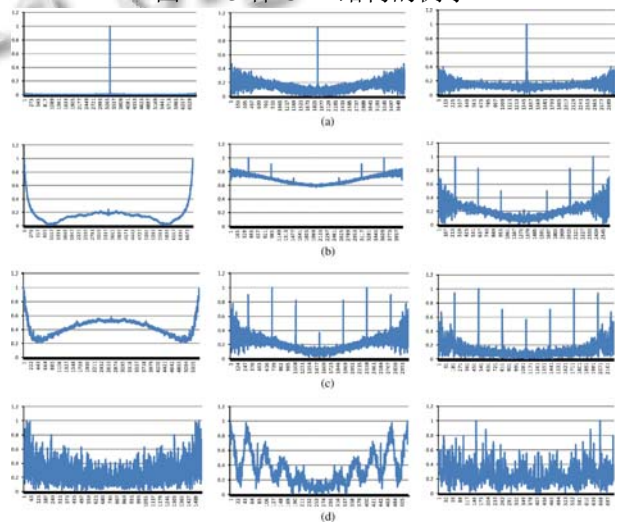


图 2 对角线方向、垂直方向和水平方向预测误差方差的傅里叶谱: (a)佳能, (b)尼康, (c)索尼, (d)PRCG

基于上述分析，本文提出了一种基于预测误差方差的傅里叶谱分析，来区分 PIM 和 PRCG，并识别 PIM 来源设备的方案。本文方案主要包含 2 个部分：(1)PIM 与 PRCG 的分类；(2)PIM 来源设备的识别。首先，对输入图像进行预测误差方差分析，将图像分类为 PIM 或 PRCG；然后，基于局部峰值模式分析，对分类为 PIM 的图像进行来源设备识别，识别出该 PIM 是由哪家制造商的相机所捕获。图 3 显示了本文方案的流程图。

2 PIM与PRCG分类

正如前文所述，PIM 的傅里叶谱中存在明显的周期性峰值，而 PRCG 图像的傅里叶谱则是杂乱的。本文利用这种周期性现象提出一种 PIM 与 PRCG 分类算法。

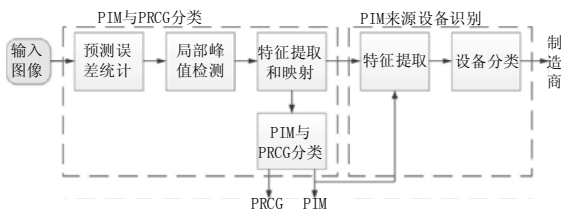


图 3 本文方案的流程图

2.1 预测误差统计

大部分数字图像都是以 JPEG 格式储存和传输, 而不是原始数据或位图格式. 此外, CFA 插值算法常用于红绿蓝彩色空间的每个通道中. 因此, 在对 JPEG 图像进一步处理之前, 需要进行彩色空间转换操作.

为此, 文献[6]使用一种高通滤波器来提取绿色通道中的高频信号, 然后, 利用相机捕获像素的预测误差方差要高于内插像素的方差这一现象来检测伪造图像. 然而, 这种方法只分析了图像取证中的绿色通道, 在每个通道中通常都会进行 CFA 插值, 所以红色和蓝色通道中的预测误差特征也应被考虑. 此外, 由于相机中使用的关于 CFA 的信息通常是无法获得的, 因此仅有一个预测函数不能够精确测定预测误差, 用于进一步分析. 因此, 本文使用两个预测函数来计算红绿蓝彩色空间中每个通道的预测误差方差.

设定 I^A 和 I^P ($I \in \{R, G, B\}$) 分别代表捕获的图像和预测图像. 那么预测图像可以表示如下:

$$I_{\Omega_i}^P(x, y) = \frac{1}{|\Omega_i|} \sum_{(u,v) \in \Omega_i} I^A(u, v), \quad \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, \quad (1)$$

上式中, $\Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}$ 表示中心位于 (x, y) 的领域. $\{R, G, B\}$ 分别代表了红绿蓝彩色空间中的红、绿、蓝通道. Ω_4 和 Ω_D 分别表示四邻域 Ω_4 和对角线领域 Ω_D . $I_{\Omega_i}^P$ 代表预测图像, 该图像的每一个像素值都是基于 Ω_4 或 Ω_D 的邻近像素估算获得的. 通常情况下, 由于 CFA 的结构是未知的, 所以利用 Ω_4 和 Ω_D 中的像素来推导出预测值. 当预测函数和插值内核相近时, 预测图像的属性将会和 CFA 插值图像相似.

预测误差表示如下:

$$E_{\Omega_i} = I^A - I_{\Omega_i}^P, \quad \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}. \quad (2)$$

当预测函数和用于 CFA 插值的插值内核相似时, 预测误差 E_{Ω_i} 是一个周期信号. 正如文献[6]所述, 捕获像素的预测误差方差应该比内插像素的大. 另外, 周期现象可能存在于水平、垂直和对角线方向, 因此, 本文通过测定三个方向上预测误差方差来处理不同种

类的 CFA. 方差表示如下:

$$\sigma_{I_{\Omega_i}^j}^2 = \text{var}^j(I^A - I_{\Omega_i}^P), \quad I \in \{R, G, B\}, \quad \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, \quad j \in \{D, H, V\}, \quad (3)$$

上式中, $\sigma_{I_{\Omega_i}^j}$ 代表预测误差方差. $\{D, H, V\}$ 分别代表对角线、水平和垂直方向; 而 $\text{var}^j(\cdot)$ ($j \in \{D, H, V\}$) 是一个方向算子, 用来测量三个方向上样品的方差. 最终得到 18 个向量, 即 $\sigma_{I_{\Omega_i}^j}$ ($I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\}$).

2.2 局部峰值检测

图 1 中可以看出, 相机中每个颜色通道的 CFA 传感器排列具有周期相关性. 例如, 图 1(c) 中的绿色信号在水平方向上呈现明显的周期性. 因此, 这种周期性部分可能也会存在于预测误差方差向量中.

本文利用傅里叶变换(Fourier Transform, FT)^[11]来提取预测误差方差向量中的周期性部分. 设定 $\psi_{I_{\Omega_i}^j}$ ($I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\}$) 表示 $\sigma_{I_{\Omega_i}^j}$ 的能量密度谱(Energy Density Spectrum, EDS), 表示如下:

$$\sigma_{I_{\Omega_i}^j} \xrightarrow{F} \psi_{I_{\Omega_i}^j}, \quad (4)$$

$$|\psi_{I_{\Omega_i}^j}| = \text{Re}^2(\psi_{I_{\Omega_i}^j}) + \text{Im}^2(\psi_{I_{\Omega_i}^j}), \quad (5)$$

上式中, $\text{Re}(\cdot)$ 和 $\text{Im}(\cdot)$ 分别代表一个复数的实部和虚部, F 为傅里叶变换, 在使用傅里叶变换后得到 $\psi_{I_{\Omega_i}^j}$ ($I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\}$).

文献[6]仅考虑了在傅里叶谱的中心是否存在局部峰值. 然而, 局部峰值之间的周期性取决于在每个颜色通道中用来获得数据样品的周期, 这由制造商使用的 CFA 所决定. 本文观察发现, PIM 图像通常包含傅里叶域中 0.25π 倍数处 ($0.25\pi, 0.5\pi, 0.75\pi, 1.25\pi, 1.5\pi, 1.75\pi$) 的局部峰值, 也就是 $N/8$ 的倍数, 其中 N 为傅里叶变换的点数. 然而, 由于图像经过 JPEG 压缩和后处理过程, 特定位置的局部峰值很难被正确检测到.

为此, 本文通过使用 $\psi_{I_{\Omega_i}^j}$ 中的 $N/8$ 来检测局部峰值. 为了确定在 $N/8$ 处是否存在一个局部峰值, 数值 $DI_{\Omega_i}^j\left(\frac{N}{8}\right), \bar{DI}_{\Omega_i}^j\left(\frac{N}{8}\right)$ 和 $\tilde{DI}_{\Omega_i}^j\left(\frac{N}{8}\right)$ 计算如下:

$$DI_{\Omega_i}^j\left(\frac{N}{8}\right) = \delta \left(\left| \max_{v \in [N/8-5, N/8+5]} \psi_{I_{\Omega_i}^j}\left(\frac{N}{8}+v\right) \right| - \psi_{I_{\Omega_i}^j}\left(\frac{N}{8}\right) \right), \quad (6)$$

$$\bar{DI}_{\Omega_i}^j\left(\frac{N}{8}\right) = U \left(1 + \frac{\psi_{I_{\Omega_i}^j}\left(\frac{N}{8}+v\right)}{\psi_{I_{\Omega_i}^j}\left(\frac{N}{8}\right)} - T_1 \right), \quad v = \pm 1 \quad (7)$$

$$\tilde{DI}_{\Omega_i}^j\left(\frac{N}{8}\right) = U \left(1 + \frac{\psi_{I_{\Omega_i}^j}\left(\frac{N}{8}+v\right)}{\psi_{I_{\Omega_i}^j}\left(\frac{N}{8}\right)} - T_2 \right), \quad v = \pm 2 \quad (8)$$

上式中, $\delta(\cdot)$ 代表脉冲函数 ($x=0$ 时 $\delta(x)=1$; $x \neq 0$ 时 $\delta(x)=0$); $U(\cdot)$ 代表了单位阶跃函数 ($x>0$ 时 $U(x)=1$; $x \leq 0$ 时 $U(x)=0$); T1 和 T2 为预定义的阈值. 在获得了 $DI_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8})$, $\bar{DI}_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8})$ 和 $\tilde{DI}_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8})$ 后, 就可以确定在 $N/8$ 处是否存在一个局部峰值:

$$PI_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8}) = DI_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8}) - \bar{DI}_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8}) - \tilde{DI}_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8}), \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\}, \quad (9)$$

如式(9)所示, 如果在 $N/8$ 处有一个局部峰值, 那么 $PI_{\Omega_i}^j(\frac{N}{8})=1$. 其他特定频率 ($u = \frac{N}{8}, \frac{2N}{8}, \dots, \frac{7N}{8}$) 处的局部峰值也可以通过相同的方法检测. 基于公式(6)-(9), 一个表明了傅里叶谱中局部峰值位置的局部峰值序列表示如下:

$$PI_{\Omega_i}^j(u) = DI_{\Omega_i}^j(u) - \bar{DI}_{\Omega_i}^j(u) - \tilde{DI}_{\Omega_i}^j(u), u = \frac{N}{8}, \frac{2N}{8}, \dots, \frac{7N}{8} \quad (10)$$

上式中, 每个二进制序列包含七个字节, 每个字节表示一个特定频率上是否存在一个局部峰值. 每个通道的每个方向上都会执行局部峰值检测. 因此, 在局部峰值检测之后, 每张图像都有 18 个二进制序列 $PI_{\Omega_i}^j (I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\})$.

由于 PRCG 图像的 $PI_{\Omega_i}^j$ 序列和 PIM 的不同, 所以可利用 $PI_{\Omega_i}^j$ 来区分 PIM 和 PRCG. 此外, 由于数码相机生产商常常使用特定的 CFA 和 CFA 插值算法, 因此衍生出的 PIM 的 $PI_{\Omega_i}^j$ 序列也不同.

2.3 特征提取与 PIM/PRCG 分类器

在本文中, 每个局部峰值都可以用作 PIM/PRCG 分类. 在局部峰值检测之后, 局部峰值 $PI_{\Omega_i}^j (I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\})$ 被分类成几种类型, 然后提取一些特征. 为了特征提取, 本文将局部峰值序列分为以下五种类型:

- Type 1: $\pi_{\Omega_i}^j = 1$, if $PI_{\Omega_i}^j(u) = 0, 1 \leq u \leq 7$.
- Type 2: $\pi_{\Omega_i}^j = 2$, if $PI_{\Omega_i}^j(u) = \delta(u-4), 1 \leq u \leq 7$.
- Type 3: $\pi_{\Omega_i}^j = 3$, if $PI_{\Omega_i}^j(u) = 1, 1 \leq u \leq 7$.
- Type 4: $\pi_{\Omega_i}^j = 4$, if $PI_{\Omega_i}^j(u) = 1 - \delta(u-4), 1 \leq u \leq 7$.
- Type 5: $\pi_{\Omega_i}^j = 5$, 其它;

其中 $I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\}$.

在类型 1 中, 傅里叶谱中没有峰值, 这意味着不存在 CFA 痕迹. 类型 5 表明很难确定局部峰值序列是否是由 PIM 图像造成的. 类型 2、3 和 4 表明从图像中

提出到局部峰值序列. 因此, 若一幅图像中划分为类型 2、3、4 的局部峰值序列的数量越多, 则该图像越有可能是 PIM.

对于 $\pi_{\Omega_i}^j, j \in \{D, H, V\}$, 尽管 3 种方向类型都可用于 PIM/PRCG 分类, 然而在本文中, 对角线方向 $\pi_{\Omega_i}^D$ 比其他方向类型更有用. 这是因为在不同的 CFA 中, 对角线方向都存在周期性, 而有些类型的 CFA 中会出现垂直方向或水平方向不存在周期性, 比如图 2(c) 所示的例子垂直方向无周期性. 为此, 设定一个得分函数, 表示如下:

$$SI_{\Omega_i} = SI_{\Omega_i} + 2, \text{ if } \pi_{\Omega_i}^D = 2;$$

$$SI_{\Omega_i} = SI_{\Omega_i} + 1, \text{ if } \pi_{\Omega_i}^D = 3, 4;$$

$$SI_{\Omega_i} = SI_{\Omega_i} + 1, \text{ if } \pi_{\Omega_i}^j = 2, 3, 4, j \in \{H, V\},$$

上式中, SI_{Ω_i} 为一个图像的得分 ($I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}$). 然后, 下一个映射函数执行如下:

$$SI'_{\Omega_i} = SI_{\Omega_i} \cdot U(1 - SI_{\Omega_i}) + 2U(SI_{\Omega_i} - 1), I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, \quad (11)$$

事实上, SI'_{Ω_4} 和 SI'_{Ω_D} ($I \in \{R, G, B\}$) 有着不同的特征, 用来区分 PIM 和 PRCG. 此外, 在检查红绿蓝颜色空间的每个通道之后, 采用了多数投票机制. 因此, PIM/PRCG 分类器可以定义如下:

$$\text{PRCG: if } U\left(\sum_{I \in \{R, G, B\}} U\left(\frac{1}{2} SI'_{\Omega_4} + SI'_{\Omega_D} - T_f\right) - T_n\right) = 0,$$

$$\text{PIM: if } U\left(\sum_{I \in \{R, G, B\}} U\left(\frac{1}{2} SI'_{\Omega_4} + SI'_{\Omega_D} - T_f\right) - T_n\right) = 1,$$

上式中, 预定义阈值 T_f 和 T_n 均设定为 2.

3 PIM 图像来源设备识别

PIM 图像由不同的数码相机拍摄获得, 在 PIM/PRCG 分类之后, 为进一步识别 PIM 图像来源, 则执行来源设备识别. 正如上文中提到的, $\pi_{\Omega_i}^j$ 的内容和与其对应的 CFA 的内容是相关的. 因此, 可以分析 $\pi_{\Omega_i}^j$ 的内容来识别设备类别.

3.1 特征提取

首先需要提取特征用于设备识别, 本文基于 $\pi_{\Omega_i}^j$

定义以下特征:

- f_1 : 对角线方向上 $\pi_{\Omega_i}^D = 2$ 的数量;
- f_2 : 水平和垂直方向上 $\pi_{\Omega_i}^j = 2$ 的数量;

f_3 : $\pi_{\Omega_i}^j=3$ 和 $\pi_{\Omega_i}^j=4$ 的数量;

f_4 : f_1 和 f_2 的组合;

其中 $I \in \{R, G, B\}$, $\Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}$, 且 $j \in \{D, H, V\}$.

佳能、尼康和索尼是著名的数码相机生产商, 这些相机捕捉到的图像广泛应用于评估设备类别识别方法的性能. 本文利用包含 300 张图像(每种品牌相机为 100 张图像)的训练集, 来分析上述特征的有效性. 图 4 显示了 4 种特征的特征分布函数 $f_v(v=1,2,3,4)$.

从图 4 中可以看出, 佳能图像的特征分布与尼康、索尼图像的区别最大. 例如, 在图 4(a)中, 佳能 f_1 特征与尼康、索尼相机的图像特征几乎不重合. 因此, 可以使用这些特征的组合来区分佳能和其它相机的图像. 另外, 其它 3 种特征都有重合部分, 不同图像的特征重合部分会不同, 而且智能分类器在分类过程中会对重叠特征进行忽视处理, 所以不需要通过预处理将重叠部分去掉.

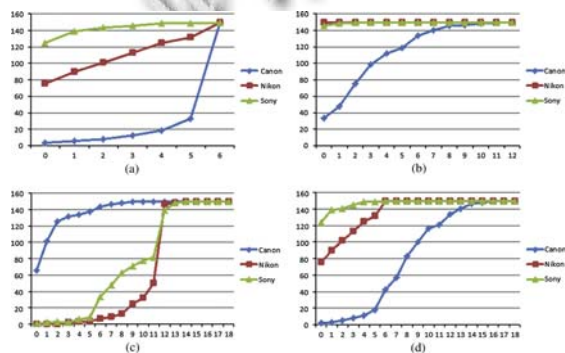


图 4 $f_v(v=1,2,3,4)$ 特征分布图: (a) f_1 , (b) f_2 , (c) f_3 , (d) f_4

3.2 来源设备识别

为了更好的识别设备, 本文提出一种两级设备分类器, 在第一级分类中, 将佳能与其它 2 种(尼康、索尼)图像区分开; 在第二级中, 将尼康和索尼图像区分开.

在第一级中, 选用佳能与其它相机图像特征区别最大的 3 个特征 (f_1, f_3, f_4) 构建统计分类器, 其决策规则定义如下:

$$\text{佳能: if } \left(\sum U(f_1 - T_{f_1}) + U(f_4 - T_{f_4}) + U(T_{f_3} - f_3) \right) \geq T_{L1};$$

$$\text{尼康 或 索尼: if } \left(\sum U(f_1 - T_{f_1}) + U(f_4 - T_{f_4}) + U(T_{f_3} - f_3) \right) < T_{L1};$$

上式中, $T_{f_1}, T_{f_3}, T_{f_4}$ 和 T_{L1} 为预定义阈值, 基于多次实验, 本文将这些阈值分别设定为 1, 6, 4 和 2.

在第二级中, 选择 $\pi_{\Omega_i}^j$ ($\Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}$ 和 $j \in \{D, H, V\}$) 作为特征, 并使用一种三层前馈神经网络 (FFNN)^[12] 作为分类器. 输入层具有两个神经元, 用来输入上述特征向量 $\pi = \left\{ \pi_{\Omega_i}^j, I \in \{R, G, B\}, \Omega_i \in \{\Omega_4, \Omega_D\}, j \in \{D, H, V\} \right\}$; 隐藏层包含了一些用于记忆和培养样本集的神经元; 输出层为一个神经元来表明分类结果. 其中, 神经网络层与层之间使用指数传递函数 $g(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$. 输出神经元输出为范围 [0, 1] 内的数值, 输出值越接近 1 表明该图像越可能是由索尼相机捕捉; 而越接近 0 则表明该图像越可能是由尼康相机捕捉.

4 实验结果

4.1 实验场景

为了评估本文方案的性能, 在 Intel 酷睿 i5、CPU 2.4Ghz、Windows7 的环境下利用 MatlabR2011b 进行实验. 实验图像来源于哥伦比亚大学自然图像和计算机生成图像数据库 (ADVENT)^[13] 中的 PIM 和 PRCG 图像, 其中, PIM 图像由佳能、尼康和索尼数码相机拍摄. 图 5 显示了部分测试图像, 图 5(a) 显示了室内和室外捕获的 PIM 图像, 图 5(b) 显示了一些 PRCG 图像.

本文使用正确率来评估方案的性能, 正确率定义为:

$$TP = \frac{\text{正确分类的 PIM / PRCG 样本数}}{\text{PIM / PRCG 样本总数}} \quad (12)$$



图 5 测试图像的例子

4.2 PIM/PRCG 分类性能比较

首先, 本文进行 PIM/PRCG 分类性能评估, 在图像数据库中选择 500 张 PIM 图像和 500 张 PRCG 图像, 将本文方案与文献[5]和文献[6]方案进行对比. 表 1 显示了实验结果.

表 1 不同方案的分类准确率 (%)

图像类别	文献[5]	文献[6]	本文方案
PIM	95.3	97.1	98.4
PRCG	94.3	98.1	98.7

从表 1 可以看出, 3 种方案都能够较精确的分类 PIM 和 PRCG 图像, 其中本文方案获得了最高的分类识别率. 文献[6]对于 PRCG 图像的分类精确度和本文方案相近, 这是因为其只考虑了绿色通道中傅里叶谱的一个特定峰值, 该特征是最大的区别特征.

4.3 来源设备识别性能比较

为了评估系统整体识别的性能, 实验中选取了每种相机(佳能、尼康和索尼)捕捉的 100 张图像作为训练图像集, 来训练用于设备识别的 FFNN 分类器. 然后构建一个测试图像集, 包含 250 张佳能 PIM、250 张尼康 PIM、250 张索尼 PIM 和 250 张 PRCG 图像. 3 种方案的识别结果如表 2 所示.

表 2 不同方案的图像来源识别率(%)

图像来源	文献[5]	文献[6]	本文方案
佳能 PIM	84.8	91.2	95.4
尼康 PIM	85.2	89.6	93.2
索尼 PIM	88.6	90.2	93.8
PRCG	91.4	96.8	97.6

表 2 可以看出, 本文方案对于 PIM 图像来源设备的识别率最高, 其中, 佳能相机的图像识别率最高达到了 95.3%, 这是因为佳能图像特征与其它设备图像特征的差异性最大, 如 3.1 节中的特征分布分析所示. 此外, 本文方案对于尼康和索尼图像的识别率也都达到了 93%. 整体识别率比文献[5]和文献[6]分别提高了 7.5%和 3.1%.

这些结果证明: (1)三种不同品牌的相机捕捉到的图像的傅里叶谱中的局部峰值图是不同的; (2)从傅里叶谱中的局部峰值中提取到的信息, 对于图像来源设备识别是有效的; (3)本文二级分类器可以精确区分由佳能、尼康和索尼相机捕捉的 PIM.

5 结论

本文提出一种基于 CFA 插值中预测误差方差分析的图像取证方案, 根据预测误差方差的傅里叶谱中的峰值周期性特征, 来分类 PIM 和 PRCG, 并识别 PIM 来源设备. 利用 ADVENT 图像数据库中的图像进行实验, 结果表明, 本文方案对 PIM 和 PRCG 的分类准确率达到 98%. 对 PIM 来源设备的识别率分别比文献[5]和文献[6]提高了 7.5%和 3.1%. 本文方案识别率高、特征维数低, 在图像取证方面具有广阔的应用前景.

参考文献

- 张震,杨宇豪.基于 Benford 模型的自然图像与计算机生成图像的鉴别.北京工业大学学报,2013,39(4):132-139.
- 凌宝红,侯整风,胡东辉,等.基于 Gabor 滤波的鲁棒复制-粘贴图像取证方法.合肥工业大学学报:自然科学版,2010,33(7):980-983.
- Fontani M, Bianchi T, De Rosa A, et al. A framework for decision fusion in image forensics based on dempster-shafer theory of evidence. IEEE Trans. on Information Forensics & Security, 2013, 8(4): 593-607.
- 田艳莉.基于 QMF 分解与高阶小波的数字取证技术.北方工业大学学报,2011,23(2):1-8.
- Hashmi MF, Hambarde AR, Member, et al. Robust image authentication based on HMM and SVM classifiers. Engineering Letters, 2014, 22(4): 251-262.
- Ji WL, Park RH. Adaptive demosaicing algorithm using characteristics of the color filter array pattern. Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics, 2014, 17(11): 29-38.
- 王卫江,陈大为.基于残差集的 CFA 图像序列无损压缩新算法.北京理工大学学报,2010,30(3):320-325.
- 王波,孔祥维,尤新刚,等.基于协方差矩阵的 CFA 插值盲检测方法.电子与信息学报,2009,31(5):1175-1179.
- Peng F, Zhou DL. Discriminating natural images and computer generated graphics based on the impact of CFA interpolation on the correlation of PRNU. Digital Investigation, 2014, 11(2): 111-119.
- Wang C, Jiang B, Yuan H. Comparison of interpolation methods in Bayer CFA image compression based on structure separation and APBT-JPEG. International Journal of Signal Processing Image Processing & Pattern Recognition, 2014, 7(1): 87-98.
- 盖琦,乔兆亮.基于离散四元数傅里叶变换的彩色图像信息隐藏技术.计算机应用研究,2011,28(7):2746-2749.
- 吴健珍,李洪芹,王宇嘉.基于 Zernike 矩和前馈神经网络的图像配准.计算机工程,2012,38(22):186-189.
- Li CT, Li Y. Color-decoupled photo response non-uniformity for digital image forensics. IEEE Trans. on Circuits & Systems for Video Technology, 2012, 22(2): 260-271.