

## 利用颜色滤波矩阵估计原图的拼接定位盲取证方法

王 波<sup>\*①</sup> 孔祥维<sup>①</sup> 尤新刚<sup>①②</sup>

<sup>①</sup>(大连理工大学信息安全研究中心 大连 116024)

<sup>②</sup>(北京电子技术应用研究所 北京 100091)

**摘 要:** 图像拼接是伪造数字图像最基本的操作, 对其的被动盲检测和定位也是数字图像取证亟待解决的关键问题之一。该文通过对图像进行颜色滤波矩阵插值, 对图像进行了原图估计, 重建其像素邻域一致性。利用待取证图像的边缘点在像素邻域一致性上偏离估计的原始图像的程度, 对图像的拼接进行准确定位。实验表明, 该方法能够有效地检测图像拼接伪造区域的位置、大小和形状。

**关键词:** 图像处理; 数字图像取证; 图像拼接; 颜色滤波矩阵插值; 定位

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)01-0200-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00377

## A Blind Forensics Method for Image Splicing Based on Original Image Estimation Using Color Filter Array Interpolation

Wang Bo<sup>①</sup> Kong Xiang-wei<sup>①</sup> You Xin-gang<sup>①②</sup>

<sup>①</sup>(Information Security Research Center of Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

<sup>②</sup>(Beijing Institute of Electronic Technology and Application, Beijing 100091, China)

**Abstract:** Image splicing is the most fundamental operation of creating an image forgery, thus the detection and localization of image splicing attract increasing attention recently. In this paper, a blind and passive approach of splicing localization is proposed based on original image estimation. By color filter array interpolation, the original image of the test image is estimated and the coherence of the pixels' neighbor is re-constructed. Using a comparison between the test image and the estimated original one in edge pixels, the localization is implemented. Experimental results show the good performance of the proposed method.

**Key words:** Image processing; Digital image forensics; Image splicing; Color Filter Array (CFA) interpolation; Localization

### 1 引言

图像伪造和照相技术几乎有着一样悠久的历史。在模拟相机时代, 图像伪造者必须掌握熟练的成像技术, 尤其是暗室操作技术, 才有可能制作出一副逼真的伪造图像。但是, 在数字图像时代, 由于数码相机的广泛普及, 以及功能强大的图像处理软件(如 Adobe Photoshop)的应用, 使得任何人都能够轻易地利用电脑制作出足以假乱真的伪造数字图像。虽然制作这些伪造图像的目的各不相同, 但是, 其中的确不乏恶意传播假消息, 混淆视听的情况。近年来国内外屡屡发生的由于伪造数字图像引发的事件也印证了这一点。因此, 仅依赖于数字图像数据本身进行被动盲取证的技术<sup>[1]</sup>, 已经成为了国内外相关机构的研究热点。

在制作伪造数字图像的过程中, 图像拼接通常是第 1 步, 也是最重要和最基本的操作。图像拼接是指在不经过后处理的情况下, 将图像中的一部分复制粘贴到同一幅图像或者不同图像当中, 以达到掩盖或者增加图像中某人、景和物的目的。因此, 对图像拼接的检测和取证, 成为了研究人员关注的热点<sup>[2,3]</sup>。针对同幅图像的拼接操作, 文献[4,5]分别提出了基于量化离散余弦变换系数和基于主成分分析的检测方法; 文献[6]提出了基于离散小波变换的方法, 但是只能检测同幅图像的拼接。而文献[7,8]则从图像检索的角度出发, 分别提出了基于尺度不变特征变换的方法。文献[9]也提出了利用 Zernike 矩来检测旋转复制粘贴的取证方法。基于针对不同图像的拼接, 文献[10]提出了一种基于双谱的模型, 将分析音频信号双一致性的方法用于拼接图像的检测<sup>[11]</sup>, 其检测正确率约为 70%左右。文献[12]利用几何失真和相机响应函数来检测拼接图像, 达到了 85%左右的检测正确率。文献[13]和文献[14]则提出了基于小波系数的特征函数以及马尔可夫转移概率

2011-04-20 收到, 2011-10-09 改回

国家自然科学基金(60971095)和中央高校基本科研业务费专项资金资助课题

\*通信作者: 王波 bowang@dlut.edu.cn

的自然图像统计模型，并使用该模型对拼接图像进行检测，其检测正确率也达到了 85%左右。但是，这些方法都是利用图像的统计特征模型对正常图像和拼接图像进行分类，因此只能检测出拼接伪造图像，而不能对拼接区域进行定位。在实际的取证操作中，如果能够定位出拼接的区域，无疑能对取证分析人员提供极大的帮助。文献[15]提出了图像“数字弹道”的概念，从预先获得的若干图像中提取相机成像器件固有的模式噪声，并与待取证的图像进行相关性检测，以判断图像是否存在伪造的区域。通过不同大小不同形状的块相关操作，可以对不同图像的拼接进行定位。但是，该方法需要获得拍摄待取证图像的数码相机，才能建立用于相关性检验的模式噪声。这个假设在实际中有时是难以达到的，因此这种方法是一种半盲的取证技术<sup>[16]</sup>。在现有的文献中，还鲜见对不同数字图像拼接进行像素级盲定位的方法。

本文针对不同图像的拼接伪造，提出了一种盲定位取证算法，通过计算图像的颜色滤波矩阵(Color Filter Array, CFA)插值系数，对待取证图像进行重采样和重 CFA 插值，来获得待取证图像的原图估计，进而对图像的拼接区域进行精确定位。大量实验表明，本文所提算法能够有效地对不同图像的拼接伪造进行精确定位。

## 2 拼接图像定位的一般模型

尽管在功能强大的图像处理软件中进行不同图像的拼接伪造，不会在图像视觉感知性上造成可察觉的失真，但拼接伪造会破坏图像原有的信号连续性和邻域像素一致性<sup>[10]</sup>，因此留下了可检测的痕迹。现有的方法<sup>[10-15]</sup>大多是利用大量图像建立统计上的模型，并提取若干特征进行量化描述，最后使用分类器进行二类判决。这类方法的局限在于一方面不能对拼接进行局部定位，另一方面由于图像的统计特征与图像内容、拍摄环境和参数等因素有关，因此其模型往往具有样本依赖性，即算法性能依赖于构建模型的训练图像。

为了解决图像拼接的定位问题，以及统计检测方法对于训练样本的依赖问题，本文提出基于待测图像原图估计的取证分析模型。该模型的基本思想是，通过重建被拼接操作破坏的原始信号连续性和邻域像素一致性，获取估计的待测图像“原始”图像。对于未经过拼接伪造的原始图像，其估计的“原始”图像和待测图像具有相似的信号连续性，而对于拼接伪造图像，则由于其破坏了原始图像的信号连续性，使得估计的原图和待测图像在拼接区域存在偏差，据此可对拼接伪造区域进行定位。图 1 为

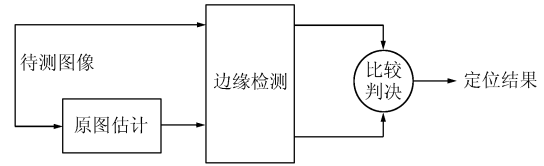


图 1 拼接图像定位取证的一般模型

本文提出的拼接图像定位的一般模型。该模型主要由 3 部分组成，其各自的作用如下：

(1)原图估计：对待测图像的原始图像进行估计，重建被可能的伪造操作破坏的原始图像特征；

(2)边缘检测：拼接伪造不可避免地会引入新的对象，而这些对象的边缘部分是最容易产生信号不连续性的区域；

(3)比较和判决：通过待测图像和估计的原始图像进行特征对比，对图像局部是否经过伪造操作进行判定。

## 3 基于 CFA 插值的原图估计

在上述图像拼接定位取证的模型中，最重要的步骤就是原图估计。好的原图估计方法能够尽可能地从拼接图像中重建和还原原始信号的统计特征，而对于原始图像，则保持其原有的统计特征。由于在绝大部分数码相机的成像过程中，CFA 插值是重要操作和步骤之一，其引入的信号周期性和图像邻域像素一致性<sup>[17]</sup>也是信号连续性的重要原因，因此本文提出利用 CFA 插值来模拟图像的成像过程，重建原始信号的统计特征。基于 CFA 插值的原图估计流程如图 2 所示。

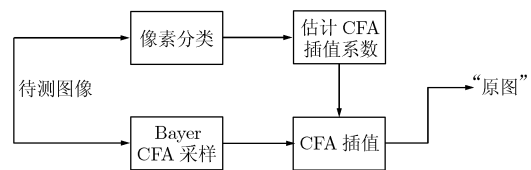


图 2 基于 CFA 插值的原图估计流程

出于降低数码相机制造成本，以及成像器件制作工艺要求的考虑，数码相机中对于一个像素点往往利用 CFA 只采集 RGB 中的一种颜色，而该像素点的另外两种颜色则通过相机中的 CFA 插值算法计算得到。最常用的 CFA 模式为 Bayer CFA，如图 3 所示。因此，在相机拍摄得到的图像数据中，仅有 1/3 的数据是直接来源于传感器成像，而其余 2/3 则是由此 1/3 的数据通过 CFA 插值算法插值得到。常见的 CFA 插值算法可以分为两类。一类是以双线性形和双三次插值<sup>[18]</sup>为代表的非自适应插值算法，另



图3 Bayer CFA

一类则是以梯度<sup>[19]</sup>为代表的自适应插值算法。由于在数字图像中并未记录其成像过程采用的 CFA 插值算法的信息,因此要利用 CFA 插值来进行原图估计,首先要利用图像进行 CFA 插值系数估计。

本文采用 Bayer CFA 作为估计图像的 CFA 模式,其原因在于:一方面考虑到 Bayer CFA 是使用最为广泛的 CFA 模式;另一方面,即便估计的图像并非采用 Bayer CFA 模式,但其实际采样点和邻域像素同样存在固有的相关性,通过 Bayer CFA 的建模同样可以错位模拟和估计这种相关性。

不论哪种 CFA 插值算法,其基本思想都是利用待插值点邻域像素的线性组合,来获得该点的像素值,因此都可以用如下线性模型<sup>[17]</sup>来描述(以  $G$  通道插值为例):

$$y^g = \sum_{i=1}^k a_i^r x_i^r + \sum_{i=1}^{k-1} a_i^g x_i^g + \sum_{i=1}^k a_i^b x_i^b + \delta \quad (1)$$

其中  $y^g$  表示待插值的  $G$  通道像素值,  $x_i^r$ ,  $x_i^g$  和  $x_i^b$  分别表示待插值点邻域  $R$ ,  $G$  和  $B$  通道的像素值,  $a_i^r$ ,  $a_i^g$  和  $a_i^b$  则分别表示插值系数,  $k$  为邻域大小,  $\delta$  为图像噪声、JPEG 压缩等引入的干扰项。将所有待插值的  $G$  通道像素点按照式(1)的方式写成向量形式,可得

$$\mathbf{Y}^g = \sum_{i=1}^k a_i^r \mathbf{X}_i^r + \sum_{i=1}^{k-1} a_i^g \mathbf{X}_i^g + \sum_{i=1}^k a_i^b \mathbf{X}_i^b + \Delta \quad (2)$$

为了对插值系数  $a_i^r$ ,  $a_i^g$  和  $a_i^b$  进行统计稳定的估计,本文采用协方差对式(2)进行求解。由于协方差具有线性特性,并且干扰项  $\Delta$  和像素值向量相互独立,即  $\text{cov}(\Delta, \mathbf{X}_i^{r,g,b}) = 0$ , 因此可得

$$\begin{aligned} \text{cov}(\mathbf{Y}^g, \mathbf{X}_l^r) &= \sum_{i=1}^k a_i^r \text{cov}(\mathbf{X}_i^r, \mathbf{X}_l^r) \\ &+ \sum_{i=1}^{k-1} a_i^g \text{cov}(\mathbf{X}_i^g, \mathbf{X}_l^r) \\ &+ \sum_{i=1}^k a_i^b \text{cov}(\mathbf{X}_i^b, \mathbf{X}_l^r), \quad l = 1, \dots, k \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \text{cov}(\mathbf{Y}^g, \mathbf{X}_l^g) &= \sum_{i=1}^k a_i^r \text{cov}(\mathbf{X}_i^r, \mathbf{X}_l^g) \\ &+ \sum_{i=1}^{k-1} a_i^g \text{cov}(\mathbf{X}_i^g, \mathbf{X}_l^g) \\ &+ \sum_{i=1}^k a_i^b \text{cov}(\mathbf{X}_i^b, \mathbf{X}_l^g), \quad l = 1, \dots, k-1 \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{cov}(\mathbf{Y}^g, \mathbf{X}_l^b) &= \sum_{i=1}^k a_i^r \text{cov}(\mathbf{X}_i^r, \mathbf{X}_l^b) \\ &+ \sum_{i=1}^{k-1} a_i^g \text{cov}(\mathbf{X}_i^g, \mathbf{X}_l^b) \\ &+ \sum_{i=1}^k a_i^b \text{cov}(\mathbf{X}_i^b, \mathbf{X}_l^b), \quad l = 1, \dots, k \end{aligned} \quad (5)$$

根据式(1)可知, CFA 插值系数共  $3k-1$  个,因此根据式(3)-式(5)可建立  $3k-1$  个方程,通过矩阵运算求得所有的插值系数。

由于在 Bayer CFA  $2 \times 2$  基本单元中对  $G$  和  $R/B$  通道的不同采样率,以及考虑到 CFA 插值算法为了保证图像边缘质量而往往对不同梯度的  $G$  通道像素点采用不同的处理方法,因此需要对像素点进行分类,按照不同类别构建上述邻域线性插值模型,进而估计其插值系数。

首先考虑图3中 Bayer CFA 的基本结构下不同采样点的分类。根据 Bayer CFA  $2 \times 2$  单元的组成,本文将  $2 \times 2$  单元中  $R/B$  采样点的两个  $G$  分量作为一类,  $R/B$  采样点的  $B/R$  分量各作为一类,两个  $G$  采样点  $G1$  和  $G2$  的  $R/B$  分量各作为两类。即  $2 \times 2$  单元中所缺失的8个色彩分量,除  $R/B$  采样点的两个  $G$  分量构建相同的模型  $G_{R/B}$  外,其他的分量分别单独构建模型:  $R_{G1}$ ,  $R_{G2}$ ,  $R_B$ ,  $B_{G1}$ ,  $B_{G2}$ ,  $B_R$ 。

进一步地,对于  $R/B$  采样点的两个  $G$  分量的插值模型  $G_{R/B}$ ,考虑到  $G$  通道像素点梯度不同其采用的插值方法大多存在差异,参考文献[16]中的相关方法,本文将  $G_{R/B}$  再次细分为水平、垂直和对角方向插值点,即为  $G_{R/B-H}$ ,  $G_{R/B-V}$  和  $G_{R/B-D}$ 。梯度计算<sup>[16]</sup>和分类如式(6)-式(8)所示,其中  $P_{x,y}$  表示 Bayer CFA 采样后  $R/B$  采样点的像素值。

$$H_{x,y} = |P_{x,y-2} + P_{x,y+2} - 2P_{x,y}| \quad (6)$$

$$V_{x,y} = |P_{x-2,y} + P_{x+2,y} - 2P_{x,y}| \quad (7)$$

$$\left. \begin{aligned} \text{HPoint, } H_{x,y} &< V_{x,y} \\ \text{VPoint, } H_{x,y} &> V_{x,y} \\ \text{DPoint, } H_{x,y} &= V_{x,y} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

由此可得,所有待估计的像素点共被分为9类,即  $G_{R/B-H}$ ,  $G_{R/B-V}$ ,  $G_{R/B-D}$ ,  $R_{G1}$ ,  $R_{G2}$ ,  $R_B$ ,  $B_{G1}$ ,  $B_{G2}$  和  $B_R$ , 分别对其按照式(3)-式(5)式构建

方程组并求解，可以得到估计的 CFA 插值系数。

在得到 CFA 插值系数之后，对待测图像进行 Bayer CFA 采样。每一个采样点的缺失颜色分量，都对应上述分类方法中的一类像素点，按照该对应类别估计求得的 CFA 插值系数，对该缺失颜色分量重新进行 CFA 插值，进而得到估计的“原始”图像。

#### 4 图像拼接定位取证

在获得待测图像的原图估计之后，便可以通过两幅图像在边缘点的像素邻域连续性和一致性来检测是否经过拼接操作，并定位出拼接操作的区域。这个过程主要由边缘检测和比较判决组成。

由于拼接伪造的主要目的是引入新的对象，不可避免地会存在边缘点，因此通过边缘检测可以提高检测效率，并借助边缘检测算法来提高对拼接伪造的定位精度。本文采用的是 Canny 边缘检测算子，其利用高斯函数的一阶微分，在噪声抑制和边缘检测之间取得了较好的平衡，因此具有较好的边缘检测性能。

为了比较待测图像  $I$  和估计的原图  $I^{\text{est}}$  在边缘点  $(x,y)$  的信号连续性，需要对其像素邻域的连续性进行量化描述。本文用如下特征来进行度量：

$$dI_{x,y}^K = \max \left( I_{x,y}^K - \frac{I_{x-1,y}^K + I_{x+1,y}^K}{2}, I_{x,y}^K - \frac{I_{x,y-1}^K + I_{x,y+1}^K}{2}, I_{x,y}^K - \frac{I_{x-1,y+1}^K + I_{x+1,y-1}^K}{2}, I_{x,y}^K - \frac{I_{x-1,y-1}^K + I_{x+1,y+1}^K}{2} \right) \quad (9)$$

其中  $I_{x,y}^K$  表示边缘点的像素值， $K \in \{R,G,B\}$ 。式(9)描述了该像素点某一色彩通道像素值与其行向、列向和两个对角方向相邻像素点均值的最大偏差。而式(10)则获取该像素点所有色彩通道 4 个方向相邻像素点均值的最大偏差。

$$dI_{x,y} = \max(dI_{x,y}^K), \quad K \in \{R,G,B\} \quad (10)$$

对于  $I^{\text{est}}$ ，用同样的方法求得  $dI_{x,y}^{\text{est}}$ ，即获取估计的原始图像所有色彩通道 4 个方向相邻像素点均值的最大偏差。 $d = \text{abs}(dI_{x,y} - dI_{x,y}^{\text{est}})$  反映了待测图像和估计的原图在这个特征上的差异，因此被用于判决该像素点是否为拼接的像素点：

$$\left. \begin{array}{l} I_{x,y} \in \Phi_P, \quad d \geq T \\ I_{x,y} \in \Phi_A, \quad d < T \end{array} \right\} \quad (11)$$

在这里  $\Phi_P$  和  $\Phi_A$  分别表示拼接像素点和原始像素点。 $T$  为判决阈值。为了确定  $T$ ，本文对包含 10 个不同品牌 22 种不同型号数码相机拍摄的 4821 幅原始图像的边缘点，以及 DVMM 图像库中 180 幅

拼接图像的拼接边缘点，将其  $d$  值进行了统计，如图 4 所示，其中“\*”和“o”分别表示原始图像边缘点和拼接边缘点的  $d$  值分布曲线。可以看到在  $d=[1,30]$  区域内，原始图像边缘点呈类标准单边正态分布，而拼接边缘点则服从类  $N(\mu, \sigma^2)$  的一般单边正态分布，其中  $\mu$  和  $\sigma$  分别为该分布的均值和均方差。因此，为了对服从这两种分布的特征值进行区分，本文中选择了两种阈值确定标准，分别为平衡虚警率(错分原始图像边缘点概率)和漏检率(错分拼接边缘点概率)的最小错分准则，以及仅考虑原始图像边缘点判决正确置信区间的准则：

$$T1 = \arg \min (p(d_a > T1) + p(d_s < T1)) \quad (12)$$

$$T2 = \min(T), \quad \text{s.t.} \sum_{i=1}^T p_a^i > 0.99 \quad (13)$$

式(12)表示选择使得原始图像边缘点和拼接边缘点被错分的概率之和最小的阈值，其中  $p(d_a > T1)$  表示原始图像错分的概率， $p(d_s < T1)$  表示拼接边缘点错分的概率。式(13)表示选择原始图像边缘判决正确的置信度大于 0.99 的最小阈值，式中  $p_a^i$  表示阈值  $i$  下原始图像边缘点的概率。由图 4 可得  $T1=7$ ， $T2=13$ 。

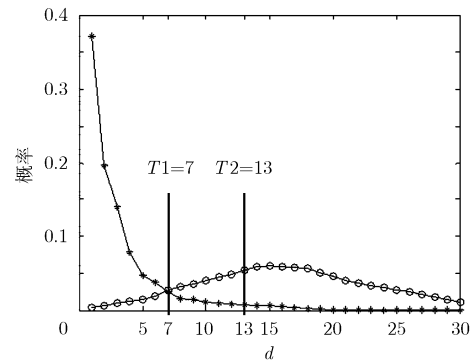


图 4 原始图像边缘点和拼接边缘点  $d$  值分布

#### 5 实验结果

为了对所提出算法的有效性进行测试和验证，本文采用了 DVMM 提供的公开拼接图像库<sup>[20]</sup>进行实验。该图像库由 183 幅拼接图像和 180 幅原始图像组成。所有的原始图像由 Canon G3, Nikon D70, Canon 350D Reble XT 以及 Kodak DCS 330 这 4 种相机拍摄，分辨率从  $757 \times 568$  到  $1152 \times 768$  不等。拼接图像则在 Adobe Photoshop 软件中生成，每两种相机拍摄的图像拼接生成 30 幅，4 种相机共有 6 种组合，因此共生成拼接图像 180 幅。所有的原始图像和拼接图像均存储为无损 TIFF 格式。图 5(a) 显示的是该图像库中部分原始图像和拼接图像样本。

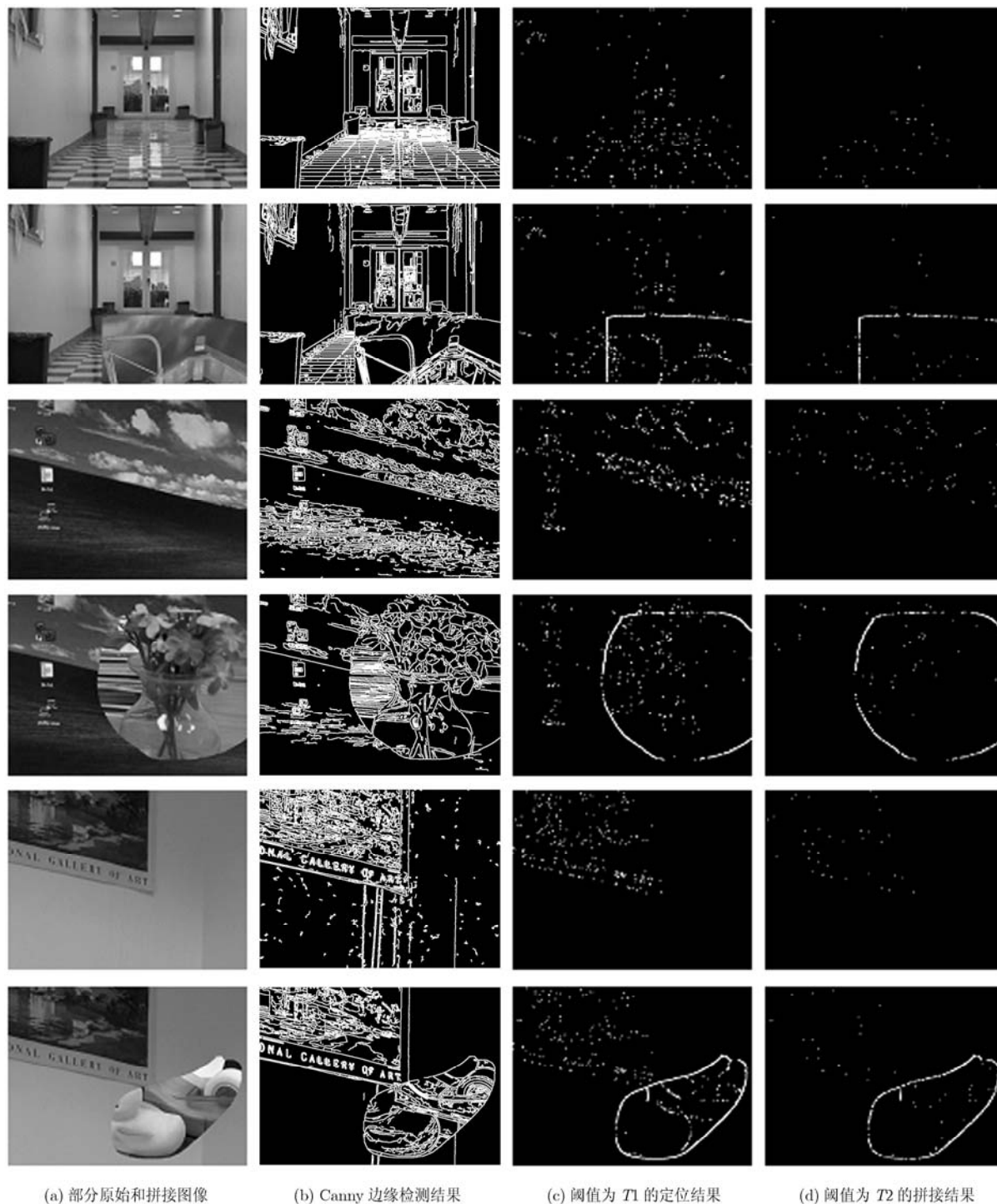


图 5 DVMM 图像库检测结果

对原始图像和拼接图像的检测结果如图 5(c)和图 5(d)所示, 其中白色像素点表示拼接边缘点, 黑色像素点表示原始图像像素点。图 5(c)为阈值  $T_1$  的定位检测结果, 图 5(d)为阈值  $T_2$  的定位检测结果。为了更好地说明算法的性能, 图 5(b)给出了对待测图像进行边缘检测的结果。可以看到, 原始图像和拼接图像中所有的边缘信息都被检测出来, 但是经过估计原图的对比分析, 图像的正常边缘被判

决为正常图像像素点, 而大部分拼接边缘被检测为拼接伪造的像素点。当阈值选择为  $T_1$  时, 拼接边缘检测更为清晰和完整, 但同时也有更多的正常像素边缘点被误判为拼接点; 当阈值增大到  $T_2$  时, 检测出的拼接边缘点变少, 对正常边缘的像素点虚警率也相应地降低。这符合图 4 中原始图像边缘点和拼接边缘点的  $d$  值分布规律。不管选择哪种阈值, 算法都能够较为准确地检测和标定出拼接边缘的像素

点, 进而取证和定位出拼接区域的位置、大小和基本形状。

需要特别指出的是, 拼接定位结果为取证分析人员提供了一个直观的可视结果, 使之能够观察到可能存在的拼接操作及其位置。但是, 定位结果并不能指出图像的哪一部分为原始图像, 哪一部分为拼接图像, 而只能给出拼接区域的边缘位置。同时, 拼接区域的大小, 可能会对定位结果产生一定的影响。在极端条件下, 如检测图像是由两幅面积相当的图像拼接而成, 如图 6(a)所示, 本文算法仍然能够检测出拼接的边缘, 即两部分图像的分界线, 但是其检测效果相对较差, 主要反映在虚警点增加, 拼接边缘检测更加不完整, 如图 6(c)和图 6(d)所示。分析其原因在于, 拼接区域的图像数据在算法的原图估计过程中, 会对 CFA 插值系数的估计造成偏差, 使得估计的“原图”与待测图像偏差增大。

## 6 结束语

对于数字图像伪造区域的准确定位是一项极具挑战性的工作。本文针对不同图像的拼接伪造, 提出了对拼接区域进行定位的数字图像取证方法。通过 CFA 插值系数估计, 对待测图像进行重新插值, 并获得待测图像的原图估计。利用估计的原图, 对边缘点与邻域像素的连续性和一致性进行了比较, 进而判决该边缘点是否为拼接伪造的边缘像素点。对公开拼接数据库的实验表明, 该方法可以较为准确地检测和定位出拼接伪造的图像区域。

在检测出的拼接边缘点中, 还有一些原始边缘点被错误判决为拼接伪造点, 同时拼接伪造边缘的检测也是不连续的。这是由于比较判决特征相对单一所致。因此, 寻找更为有效的原图估计方法, 提取辨识度更高的比较判决特征, 是作者下一步将要开展的工作。

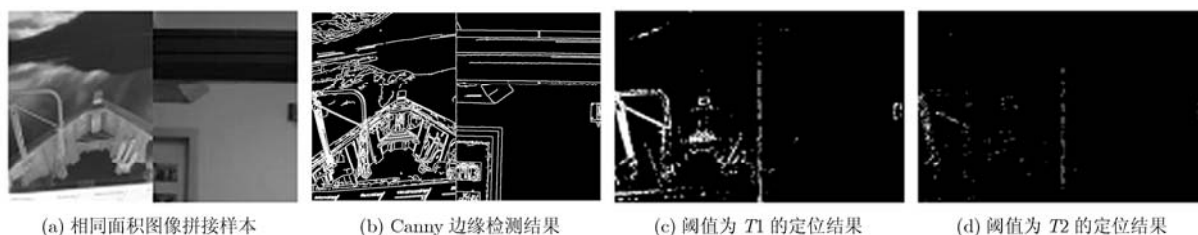


图 6 相同面积图像拼接定位结果

## 参 考 文 献

- [1] Mahdian B and Saic S. A bibliography on blind methods for identifying image forgery [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2010, 25(6): 389-399.
- [2] Christlein V, Riess C, and Angelopoulou E. A study on features for the detection of copy-move forgeries [C]. Information Security Solutions Europe, Berlin, Germany, Oct. 5-7, 2010: 1-12.
- [3] Shivakumar B and Santhosh S. Detecting copy-move forgery in digital images: a survey and analysis of current methods [J]. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 2011, 10(7): 61-65.
- [4] Fridrich J, Soukal D, and Lukás J. Detection of copy-move forgery in digital images [C]. Digital Forensics Research Workshop, Cleveland, USA, Aug. 6-8, 2003: 1-10.
- [5] Popescu A C and Farid H. Exposing digital forgeries by detecting duplicated image regions. <http://www.cs.dartmouth.edu/~farid/dfd/index.php/attachments/single/2>, 2004.
- [6] Khan S and Kulkarni A. An efficient method for detection of copy-move forgery using discrete wavelet transform [J]. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 2010, 2(5): 1801-1806.
- [7] Pan Xun-yu and Lyu Si-wei. Detecting image region duplication using SIFT features [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Dallas, USA, Mar. 14-19, 2010: 1706-1709.
- [8] Amerini I, Ballan L, Caldelli R, et al. Geometric tampering estimation by means of a SIFT-based forensic analysis [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Dallas, USA, Mar. 14-19, 2010: 1702-1705.
- [9] Ryu Seung-Jin, Lee Min-Jeong, and Lee Heung-kyu. Detection of copy-rotate-move forgery using zernike moments [C]. International Workshop on Information Hiding, Calgary, Canada, June 28-30, 2010: 51-65.
- [10] Ng T T and Chang S F. A model for image splicing [C]. IEEE International Conference on Image Processing, Singapore, Oct. 24-27, 2004: 1169-1172.
- [11] Ng T T, Chang S F, and Sun Q. Blind detection of photomontage using higher order statistics [C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Vancouver, Canada, May 23-26, 2004: 688-691.

- [12] Hsu Y F and Chang S F. Detecting image splicing using geometry invariants and camera characteristics consistency [C]. IEEE International Conference Multimedia & Expo, Toronto, Canada, July 9–12, 2006: 549–552.
- [13] Chen W, Shi Y Q, and Su W. Image splicing detection using 2-D phase congruency and statistical moments of characteristic function [C]. SPIE Electronic Imaging, California, USA, Jan. 28–Feb. 1, 2007: 65050R-1.
- [14] Shi Y Q, Chen C, and Chen W. A natural image model approach to splicing detection [C]. ACM Multimedia and Security Workshop, Dallas, Texas, USA, Sept. 20–21, 2007: 51–62.
- [15] Fridrich J. Digital image forensic using sensor noise [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, 26(2): 26–37.
- [16] Swaminathan A, Wu M, and Liu K J R. Nonintrusive component forensics of visual sensors using output images [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2007, 2(1): 91–106.
- [17] Popescu A C and Farid H. Exposing digital forgeries in color filter array interpolated images [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(10): 3948–3959.
- [18] Keys R G. Cubic convolution interpolation for digital image processing [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1981, 29(6): 1153–1160.
- [19] Laroche C A and Prescott M A. Apparatus and method for adaptively interpolating a full color image utilizing chrominance gradients [P]. USA, 5373322, 1994.
- [20] Columbia Uncompressed Image Splicing Detection Evaluation Dataset. <http://www.ee.columbia.edu/ln/dvmm/downloads/authspleuncmp/>, Nov. 4, 2006.
- 王波: 男, 1981年生, 博士, 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, 研究员, 长期从事多媒体通信及信息安全的研究.