

一种基于差分 DCT 系数对直方图的 图像取证方法

杨富圣, 高铁杠

(南开大学软件学院, 天津 300071)

摘 要: 提出了一种基于差分 DCT 域系数对直方图的图像拼接篡改检测方法. 该方法首先对图像进行 DCT 变换, 而后分别计算 DCT 系数矩阵的水平、垂直、主对角线、副对角线四个方向的差分 DCT 系数矩阵, 并对得到的差分 DCT 系数矩阵进行系数对直方图化, 提取特征向量. 最后, 利用支持向量机对真实图像和篡改后的图像进行分类识别. 实验结果表明, 在相关的测试数据集上, 和现存的一些算法相比, 该方法不仅具有较低的计算复杂度, 同时, 其检测性能在目前所有提出的算法中达到最高, 性能优良.

关键词: 图像取证; 差分 DCT 系数; 系数对直方图; 支持向量机

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)01-0008-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.01.002

An Image Forensic Algorithm Based on Differential Coefficient-Pair Histogram in DCT Domain

YANG Fu-sheng, GAO Tie-gang

(College of Software, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: An image forensic method based on coefficient-pair histogram of differential DCT coefficient was proposed. In the method, the image is firstly transformed by DCT, and then the differential DCT coefficient of four directions, such as horizontal direction, vertical direction, diagonal direction and the second diagonal direction are computed. After that, the coefficient-pair histogram for each differential DCT coefficient is calculated. Finally, support vector machine (SVM) is used to classify the authentic and spliced image through training the feature vectors of authentic and that of tampered image. The experimental results show that the proposed approach not only has low computing complexity, but also outperforms all the state-of-the-art methods in detection rate on the same test database.

Key words: image forensics; differential DCT coefficient; coefficient-pair histogram; support vector machine

1 引言

准确鉴定一幅数字图像的真伪已经成为信息安全领域一个热点课题. 理论上, 数字图像取证包括主动取证和被动取证两个方面. 由于主动取证需要事先向图像中嵌入特定的信息, 其应用范围受到很大限制. 而被动取证则适用于所见到的任何图像. 根据对图像的篡改种类, 人们已经提出了多种图像被动取证算法, 如面

向复制-粘贴的篡改取证算法、面向对比度增强的篡改取证算法、面向 JPEG 压缩的篡改取证以及面向图像缩放的篡改取证技术等^[1-9].

图像拼接篡改是常见的图像篡改方式之一, 这种篡改操作所引起的图像统计特征的变化正是人们需要发现并以此识别图像真伪的手段. 例如, 人们应用高阶矩谱、双向干谱等进行图像合成的篡改识别^[10-12], 利用双向干谱相关特征进行图像拼接篡改的识别率可以达

到 72%^[12]; Shi 提出了一种自然图像模型进行拼接合成图像取证的正确率达到了 80.15%^[13]; Chen 则利用二维相位一致性和小波特征函数的统计矩特征识别成功率达到了 82.32%^[14]; 而 Shi 利用小波矩特征和马尔科夫特征组成的融合特征进行拼接图像的认识, 成功率高达 91.87%^[15]. Sutthiwan 等提取图像频域的二阶矩特征达到了平均 97.9% 的识别率^[16]. He 等人利用图像 DCT 域扩展马尔科夫转移概率特征和小波域的转移概率特征的融合, 实现了 93.42% 的图像拼接检测识别率^[17]. Sahar 等利用多尺度 Weber Local Descriptors (WLD) 在图像的色度空间进行特征提取, 达到了 96.61% 的平均识别率^[18].

上述提出的方法中, 有的计算复杂度较高, 而有的则识别率较低, 一个好的图像篡改检测算法不仅应该具有较低的运算复杂度, 而且其识别率应该达到较高的水平, 基于这种思想, 本文提出了一种融合差分 DCT 系数和系数对直方图的图像拼接篡改检测方法. 该方法的特征向量基本维数为 324, 通过降维处理, 特征向量的维数可以降低为 50; 同时, 该算法的识别率达到了 99% 以上, 超越了目前所有公开出版算法中的篡改检测识别率.

2 基于差分 DCT 系数的图像拼接检测

2.1 离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform)

离散余弦变换在数字水印和图像处理领域中的应用较为广泛. 在图像压缩和处理领域广泛使用的 JPEG 标准也应用了 DCT 作为变换方法.

$$C(u, v) = a(u)a(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \cos\left[\frac{(2x+1)u\pi}{2M}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N}\right] \quad (1)$$

$$a(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & u = 1, 2, \dots, M-1 \end{cases}$$

$$a(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & v = 1, 2, \dots, N-1 \end{cases}$$

其中, $C(u, v)$ 称为 DCT 系数.

2.2 差分 DCT 系数

差分 DCT 系数矩阵可以减少图像内容相关性对检测结果的影响^[15], 这是因为图像经过 DCT 变换后的系数不服从高斯分布, 所以这些系数间存在统计相关性^[19]. 将图像进行 DCT 变换后的系数矩阵, 记为 $D(x, y)$, 对 $D(x, y)$ 进行水平、垂直、主对角线、副对角线四

个方向的差分计算, 得到的系数矩阵分别记作 D_h, D_v, D_d, D_m . 其中, x, y 是 DCT 系数矩阵的索引. 差分矩阵计算式如下:

$$D_h(x, y) = |D(x, y)| - |D(x+1, y)| \quad (2)$$

$$D_v(x, y) = |D(x, y)| - |D(x, y+1)| \quad (3)$$

$$D_d(x, y) = |D(x, y)| - |D(x+1, y+1)| \quad (4)$$

$$D_m(x, y) = |D(x+1, y)| - |D(x, y+1)| \quad (5)$$

为了验证差分 DCT 系数的性质, 随机选取 CASIA 图像库 1000 次进行抽样, 并分别计算样本空间中各个图像水平方向差分 DCT 系数的直方图, 再求取各个样本点的期望值, 得到的系数分布图如图 1 所示. 其中, 横坐标代表差分 DCT 系数的取值, 纵坐标代表差分 DCT 系数为某一值时所占整幅图像的比例. 从图中可以看出差分后的 DCT 系数服从拉普拉斯分布, 系数取值基本集中在以 0 为中心的较小的范围内, 从而进一步验证了 DCT 变换后的系数间存在一定的相关性.

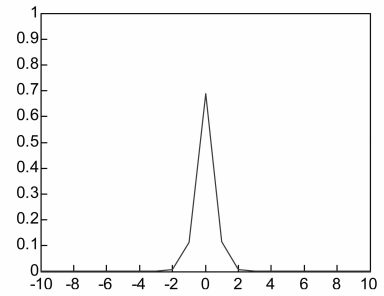


图1 水平方向差分DCT系数直方图

2.3 系数对直方图及其形式

图像的直方图常用于隐写分析^[20], Mahmood 等通过对图像空域的直方图进行傅里叶变换, 进而提取其 Zernike 矩特征进行图像对比度篡改的识别^[21]. 借鉴图像的空域像素直方图思想, 构造系数对直方图. 对于一个大小为 $m \times n$ 的矩阵, 其系数对直方图的 (i, j) 位置上的数值代表矩阵序列化后系数值从数值 i 变换到 j 发生的次数, 即

$$P(i, j) = \sum_{\zeta \in \langle m, n \rangle} \delta(F_\lambda = i, F_{\lambda+1} = j) \quad (6)$$

其中 P 代表发生的次数; $\delta(\cdot)$ 为示性函数, 当括号内条件成立时 $\delta(\cdot) = 1$, 否则 $\delta(\cdot) = 0$; $\zeta(m, n)$ 代表 $m \times n$ 的矩阵序列化后的序列, 求和范围为整个序列, F_λ 代表矩阵序列化后的某一位置的值.

系数对直方图的概念可以用二维离散型随机变量的联合分布律来定义, 设 S 表示一个整数序列, 从 S 中连续取两个数, 设随机变量 X 表示第一次取到的数字, 随机变量 Y 表示第二次取到的数字. 则 $N(X=i, Y=j) = P(X=i, Y=j) \times N(i, j)$, 其中 $N(X=i, Y=j)$ 表示第一次取到数

字 i 且第二次取到数字 j 的有序数对个数, $P(X=i, Y=j)$ 表示随机变量 X, Y 的联合分布律, $N(i, j)$ 表示 S 中可以取到的有序数对总个数. $N(X=i, Y=j)$ 即为系数对直方图的概念.

2.4 差分 DCT 系数对直方图

对每个差分 DCT 系数矩阵, 按照列序进行展开, 转换成行向量 $\langle V \rangle$. 在 $\langle V \rangle$ 中设定一个阈值 T , T 的选取不能过小或者过大. 因为如果 T 过小, 阈值处理后的差分 DCT 系数会丢失大量的边缘及纹理信息; 如果 T 过大, 会有过多的低频信息被统计进来, 影响统计的效果; 同时过大的 T 还会引起特征向量维数的增大, 增加计算的复杂度. 因此为了达到在识别率与计算的复杂度之间的均衡, 通过实验的方法进行阈值 T 的选择. 表 1 是从 CASIA 图像库中随机选取 1000 张图像进行 5 次检测的平均结果, 可以看出当 $T=4$ 与 $T=6$ 时方法同时具有较高的识别率, 但是 $T=6$ 时的特征向量维数是 676 维, 而 $T=4$ 时特征向量仅为 324 维, 为了减小算法的计算复杂度, 本文选择 $T=4$.

表 1 不同阈值下的检测结果

阈值 T	维数	True Positive Rate	True Negative Rate	Accuracy
2	100	61.88%	64.39%	63.14%
3	196	59.63%	77.74%	68.69%
4	324	99.41%	99.89%	99.65%
5	484	97.38%	97.07%	97.23%
6	676	99.63%	99.67%	99.65%
7	900	99.13%	99.35%	99.24%

计算满足 $[-T, T]$ 区间的系数对直方图, 记作 CPH 矩阵, 显然, CPH 矩阵的维数为 $(2 \times T + 1) \times (2 \times T + 1)$. 当 T 为 4 时, 一个差分 DCT 系数矩阵的维数为 81. 生成四个差分 DCT 系数矩阵后, 分别计算 D_h, D_v, D_d, D_m 四个方向差分 DCT 系数矩阵的 CPH 矩阵, 将四个 CPH 矩阵分别转换成行向量记作: $V_{D_h}, V_{D_v}, V_{D_d}, V_{D_m}$. 融合后得到向量 $\langle V_{D_h}, V_{D_v}, V_{D_d}, V_{D_m} \rangle$, 显然向量的维数为 324. 该向量将用于进行分类训练和测试. 特征提取的流程图如图 2 所示.

3 实验与结果分析

3.1 实验数据和条件

实验数据库采用了 CASIA v1.0 数据库和 CASIA v2.0 数据库^[22], 该库是目前流行的用于拼接检测评估的首选数据库. 相比于传统的哥伦比亚图像测试库, CASIA 数据库的组成更加复杂, 也更接近现实. 实验测试平台为 Windows 平台, 测试软件选为 Matlab R2013b.

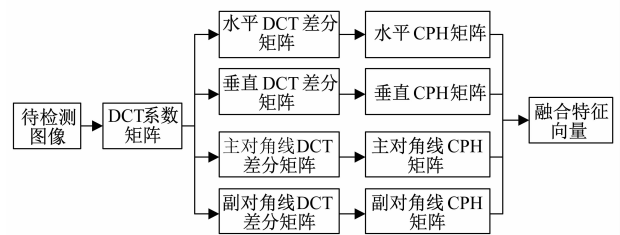


图2 差分DCT系数特征提取流程图

3.2 实验方法

实验中使用支持向量机(SVM)作为分类器, 并选取 LIBSVM 工具箱^[23]. 分类时, 将分类中所有的真实图像标记为“+1”, 所有的拼接图像标记为“-1”, 即得到一个二值分类问题.

对于 CASIA v1.0 进行测试时, 随机选择 5/6 的真实图像和 5/6 的拼接图像作为训练集, 剩下的 1/6 真实图像和 1/6 拼接图像作为测试集.

而对于 CASIA v2.0, 由于该库中图像的存储格式有三类(JPEG、BMP、TIFF), 并且每一类包含的文件数目不同, 为了使得提取的特征具有一致性, 首先将 BMP、TIFF 格式图像用 $Q=100$, 压缩成 JPEG 格式. 其次, 由于图像内容分为八大类, 图像拼接区域的大小分为 S(30% 拼接区域)、M(30% - 60% 拼接区域)、L(拼接区域大于 60%) 三类, 图像拼接区域边界的后期处理又分为模糊和未处理. 为了训练集的完备性分别从各个类别中提取训练集中的图像.

在 SVM 训练过程中, 核函数选择 RBF, 核函数中的 gamma 函数以及损失函数的设置通过网络寻优的方法得到. 用得到的训练模型对测试集数据进行检测.

3.3 实验结果

将真实图像定义为正样本, 拼接图像定义为负样本. 这样, 对于二值分类问题, SVM 对一个测试样本有 4 种可能的判决结果, 如下:

- TP(True Positive), 被预测为正的正样本个数;
- FN(False Negative), 被预测为负的正样本个数;
- FP(False Positive), 被预测为正的负样本个数;
- TN(True Negative), 被预测为负的负样本个数;

基于上述定义, 采用四种定量参数描述 SVM 的分类效果, 即 TPR(True Positive Rate)、TNR(True Negative Rate)、检测准确率 Accuracy 和精确率 Precision, 计算公式如下:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$TNR = \frac{TN}{TN + FP} \quad (8)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (9)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

在对 CASIA v1.0 进行的算法测试中,对含有 667 张真实图像和 767 张篡改图像的训练集进行训练,然后对 133 张真实图像和 154 张拼接图像的测试集进行检测。十组训练集和测试集的检测结果见表 2。

从表 2 可看出,真实图像的平均 TPR 为 99.925%, 拼接图像的平均 TNR 为 99.805%, 平均检测准确率为 99.86%, 平均精确率为 99.78%。

对 CASIA v2.0 进行算法测试时,对含有 1600 张真实图像和 1600 张篡改图像的训练集进行训练,然后对 400 张真实图像和 400 张拼接图像的测试集进行检测。表 3 是十组分类过程的检测结果。

从表 3 可以看出,真实图像的平均 TPR 为 99.9%, 拼接图像的平均 TNR 为 98.125%, 平均检测准确率为 99.02%, 平均精确率为 98.16%。

表 2 十组随机分类的图像库测试的结果

TPR	识别个数/ 测试总数	TNR	识别个数/ 测试总数	Accuracy	Precision
100%	133/133	100%	154/154	100%	100%
100%	133/133	99.35%	153/154	99.65%	99.25%
100%	133/133	100%	154/154	100%	100%
99.25%	132/133	100%	154/154	99.65%	100%
100%	133/133	99.35%	153/154	99.65%	99.25%
100%	133/133	99.35%	153/154	99.65%	99.25%
100%	133/133	100%	154/154	100%	100%
100%	133/133	100%	154/154	100%	100%
100%	133/133	100%	154/154	100%	100%
100%	133/133	100%	154/154	100%	100%
100%	133/133	100%	154/154	100%	100%

实验结果对应的 ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) 曲线图如图 3 所示,图 3(a) 是在 CASIA v1.0 上检测所得的 ROC 曲线,(b) 是在 CASIA v2.0 上检测所得的 ROC 曲线。

可以看出,提出方法得到的实验结果曲线 AUC (Area Under the Curve) 值更高,也表明预测结果更准确。

3.4 实验结果对比与分析

目前,人们也提出了一些图像拼接篡改检测方法,并取得了良好结果。为了便于比较和分析,本文选取了 Sutthiwan^[16]、He^[17]和 Sahar^[18]提出的方法和本文提出的方法进行对比分析,因为这些方法选择了与本文相

同的测试数据集,所以具有可比性。表 4 和表 5 从特征向量的维数与识别率方面分别给出了在 CASIA v1.0 上和 CASIA v2.0 上的对比结果。

表 3 十组随机分类的图像库测试的结果

TPR	识别个数/ 测试总数	TNR	识别个数/ 测试总数	Accuracy	Precision
100%	400/400	98.75%	395/400	99.38%	98.77%
100%	400/400	97.75%	391/400	98.88%	97.80%
99.75%	399/400	98%	392/400	98.88%	98.03%
99.75%	399/400	97.75%	391/400	98.75%	97.79%
100%	400/400	97.75%	391/400	98.88%	97.80%
100%	400/400	98%	392/400	99%	98.04%
100%	400/400	98.25%	393/400	99.13%	98.28%
99.5%	398/400	98.75%	395/400	99.13%	98.76%
100%	400/400	98%	392/400	99%	98.04%
100%	400/400	98.25%	393/400	99.13%	98.28%

从表 4 和表 5 可以看出,在同样的测试数据集上,和已有的一些图像拼接检测方法相比,基于差分 DCT 系数直方图的检测方法具有更高的识别率,并且特征向量的维数适中。

同时,为了使得算法的复杂度更低,本文尝试将特征向量进行降维处理,在 CASIA v1.0 上,当特征向量的维数降为 50 时,算法的识别率为 98.27%,当特征向量的维数降为 4 时,算法的识别率为 97.57%,在 CASIA v2.0 上,当特征向量的维数降为 4 时,算法的识别率为 98.2478%,可见此时算法仍然保持非常的检测率。

表 4 提出的方法在 CASIA v1.0 上的对比结果

特征向量	算法 ^[16]	算法 ^[18]	提出的方法
维数	266	770	324
识别率	97.9%	94.52%	99.86%

表 5 提出的方法在 CASIA v2.0 上的对比结果

特征向量	算法 ^[17]	算法 ^[18]	提出的方法
维数	100	770	324
识别率	89.76%	96.61%	99.01%

为了评估所提出的方法对于 JPEG 压缩的鲁棒性,将实验的对比对象选为基于差分像素邻接矩阵 (Subtractive Pixel Adjacency Model, SPAM) 的检测方法^[24],测试库选为相同的测试集 IEEE IFS-TC image forensics challenge^[25]。实验中选取压缩因子 $Q = 75, 80, 85, 90, 95$ 分别对待测试图像进行压缩,实验对比结果如表 6 所示。

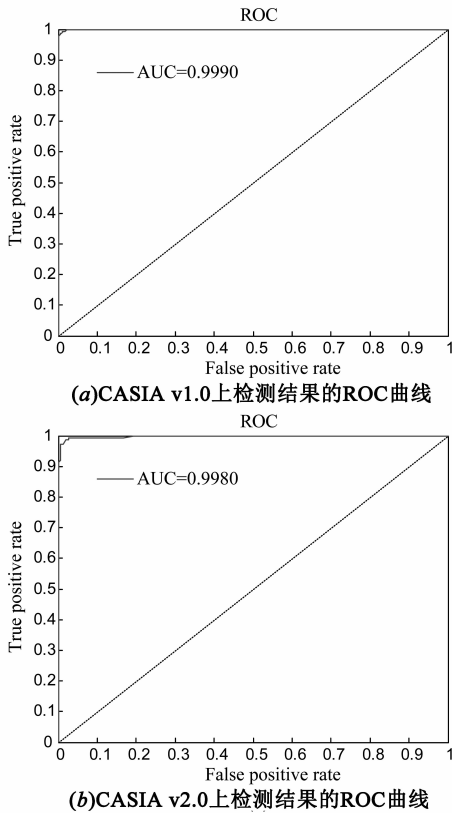


图3

表6 鲁棒性测试对比结果

特征向量	算法 ^[24]	提出的方法
$Q=75$	81.05%	88.68%
$Q=80$	82.60%	90.05%
$Q=85$	83.92%	91.41%
$Q=90$	86.50%	92.91%
$Q=95$	88.52%	95.00%

从表6可以看出,拼接检测的识别率随着压缩因子的提高而提高,与所采用的检测方法无关;尽管图像的拼接操作是在空域进行的,但是所提出的方法对于拼接后再进行JPEG压缩的图像依然能够获得较满意的识别率。

4 结论

本文提出了一种基于图像差分DCT系数的图像拼接检测方法.该方法的新颖之处在于将传统意义上的空域像素对直方图扩展到DCT域,并且与差分DCT系数矩阵相结合,提出了一种崭新的特征向量提取方式.该方法和已有的一些方法相比,不仅计算复杂度低,还具有良好的性能.通过大量的实验证明了该方法的有

效性.

参考文献

- [1] Popescu A C, Farid H. Exposing Digital Forgeries by Detecting Duplicated Image Regions[R]. Hanover: Dartmouth College Department of Computer Science Technical, 2004, TR2004 - 515.
- [2] Amerini I, Ballan L, Caldelli R, et al. A sift-based forensic method for copy-move attack detection and transformation recovery[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2011, 6(3): 1099 - 1110.
- [3] Pan X, Lyu S. Region duplication detection using image feature matching[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(4): 857 - 867.
- [4] Wu Q, Wang S, Zhang X. Log-polar based scheme for revealing duplicated regions in digital images[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(10): 559 - 562.
- [5] Avidan S, Shamir A. Seam carving for content-aware image resizing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 10.
- [6] 王波, 孙璐璐, 孔祥维, 等. 图像伪造中模糊操作的异常色调率取证技术[J]. 电子学报, 2006, 34(12A): 2451 - 2454.
Wang Bo, Sun Lu-lu, Kong Xiang-wei, et al. Image forensics technology using abnormality of local hue for blur detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12A): 2451 - 2454. (in Chinese)
- [7] 周琳娜, 王东明, 郭云彪, 等. 基于数字图像边缘特性的形态学滤波取证技术[J]. 电子学报, 2008, 36(6): 1047 - 1051.
Zhou Lin-na, Wang Dong-ming, Guo Yun-biao, et al. Exposing digital forgeries by detecting image blurred mathematical morphology edge[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(6): 1047 - 1051. (in Chinese)
- [8] Cao G, Zhao Y, Ni R, et al. Contrast enhancement-based forensics in digital images[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(3): 515 - 525.
- [9] Luo W, Huang J, Qiu G. JPEG error analysis and its applications to digital image forensics[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(3): 480 - 491.
- [10] Farid H. Detecting Digital Forgeries Using Bispectral Analysis[R]. Cambridge: Massachusetts Institute of technology, 1999, AIM - 1657.
- [11] Ng T T, Chang S F, Sun Q. A Data Set of Authentic and Spliced Image Blocks[R]. Columbia: Columbia University, ADVENT Technical, 2004. 203.
- [12] Ng T T, Chang S F. Blind detection of digital photomontage

- using higher order statistics [DB/OL]. <http://www.ee.columbia.edu/dvmm/>,2004-01.
- [13] Fu D, Shi Y Q, Su W. Detection of image splicing based on hilbert-huang transform and moments of characteristic functions with wavelet decomposition [A]. Proceedings of the 5th International Workshop on Digital Watermarking [C]. Berlin; Springer, 2006. 177-187.
- [14] Chen W, Shi Y Q, Su W. Imagesplicing detection using 2-D phase congruency and statistical moments of characteristic function [A]. Proceedings of SPIE Electronic Imaging [C]. California; SPIE, 2007. 65050R-1.
- [15] Shi Y Q, Chen C, Chen W. A natural image model approach to splicing detection [A]. Proceedings of the 9th Workshop on Multimedia & Security [C]. New York; ACM, 2007. 51-62.
- [16] Sutthiwan P, Shi Y Q, Dong J, et al. New developments in color image tampering detection [A]. Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems [C]. New York; IEEE, 2010. 3064-3067.
- [17] He Z, Lu W, Sun W, et al. Digital image splicing detection based on Markov features in DCT and DWT domain [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(12): 4292-4299.
- [18] Saleh S Q, Hussain M, Muhammad G, et al. Evaluation of image forgery detection using multi-scale weber local descriptors [A]. Proceedings of Advances in Visual Computing [C]. Berlin; Springer, 2013. 416-424.
- [19] Shi Y Q, Chen C, Chen W. A markov process based approach to effective attacking JPEG steganography [A]. Proceedings of the 8th Information Hiding Workshop [C]. Berlin; Springer, 2006. 249-264.
- [20] Qian-Lan D. The blind detection of information hiding in color image [A]. Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology [C]. New York; IEEE, 2010. V7-346-V7-348.
- [21] Shabanifard M, Shayesteh M G, Akhaee M A. Forensic detection of image manipulation using the Zernike moments and pixel-pair histogram [J]. IET Image Processing, 2013, 7(9): 817-828.
- [22] Jing Dong. CASIA tampered image detection evaluation database [DB/OL]. <http://forensics.idealtest.org>, 2011.
- [23] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-25.
- [24] Qiu X, Li H, Luo W, et al. A universal image forensic strategy based on steganalytic model [A]. Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security [C]. New York; ACM, 2014. 165-170.
- [25] A Rocha, A Piva, J Huang. Images corpus of the 1st IEEE IFS-TC image forensics challenge [DB/OL]. <http://ifc.recod.ic.unicamp.br/fc.website/index.py?sec=5>, 2013-06.

作者简介



杨富圣 男, 1984 年生于天津. 博士研究生, 研究方向为多媒体信息安全技术.
E-mail: yong_nk@sina.com



高铁杠 男, 1966 年生于河北河间. 教授, 博士生导师, 研究方向为数字媒体安全技术、软件工程.