

# 一种基于多域特征的 JPEG 图像隐写分析算法

汪 磊 曾宪庭 苏金阳

(中国计量学院信息工程学院 杭州 310018)

**摘 要** 为实现对以 JPEG 图像为载体的隐秘图像的高效检测,提出了一种基于多域特征的通用隐写分析算法。该算法结合两种不同校准方法在图像不同域中对原始载体图像的估计能力,分别从图像 DCT 域、空域和 DWT 域中提取特征向量,提高了特征向量对隐秘信息的敏感性,达到了隐秘图像的高效检测。实验结果表明,与现有几种典型的通用隐写分析算法相比,所提算法具有很好的检测效果且稳定性好、运算速度快。

**关键词** 隐写分析,多域特征,图像校准,特征优化,SVM

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Steganalysis Based on Multi-domain Features for JPEG Images

WANG Lei ZENG Xian-ting SU Jin-yang

(College of Information Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract** A universal steganalysis method for JPEG images was proposed. The algorithm can achieve high detection correct ratio by combining various statistical features, including DCT, spatial domain, and DWT features. The combined statistical features can reveal the image difference better between an original cover image and its stego-image. Experiments were conducted to show the effectiveness of the proposed method.

**Keywords** Steganalysis, Multi-domain features, Image calibration, Feature optimization, SVM

## 1 引言

近几年来,随着信息隐藏技术的快速发展,越来越多的人对隐写分析技术产生浓厚的兴趣。隐写分析技术是指在已知或未知嵌入算法的情况下,从数字图像等载体中检测判断其中是否存在秘密信息,分析数据量的大小和数据嵌入的位置,并最终破解嵌入内容的过程。一般来说,隐秘图像是不可感知且不易检测的。然而,由于信息的嵌入难免地会破坏图像的某种相关性,因此,利用这种相关性就可检测隐秘信息的存在。

以往研究成果主要集中在专用隐写分析和通用隐写分析两个方面。专用隐写分析由于缺乏对多种隐写算法的有效支持,在实际分析检测中不能真正实现盲检测。因此,通用隐写分析是当前的研究热点。

Fridrich<sup>[1]</sup>提出了一种基于全局校准技术的 JPEG 图像隐写分析方法,该方法利用一阶和部分二阶统计量提取 23 个特征向量,对早期的一些 JPEG 隐写算法具有较好的检测效果,其不足之处是提取的特征偏少且运算量大。Fu 等人<sup>[2]</sup>提出了一种完全基于 DCT 系数的隐写分析算法,通过运用 Markov 模型分别计算 DCT 块内和块间系数幅值的转移概率,取得了更好的检测效果。Pevny 等人<sup>[3]</sup>对文献<sup>[1]</sup>中的 23 个特征进行了扩展,该扩展算法对 F5、Outguess、Steghide 等 JPEG 隐写算法的检测率有了明显的提高。黄方军等人<sup>[4]</sup>提

出了图像的局部校准技术,通过空域均值滤波的方法实现了对原始载体图像 DCT 系数的估计,并结合 Markov 转移概率矩阵,使检测率有了进一步的提高。上述 4 种算法都是使用图像单一域的特征来进行隐秘分析。然而,大量实验分析比较后发现,单一域特征并不能很好地表达载体图像及其隐秘图像之间的差别。基于此,本文提出了一种基于多域特征的 JPEG 图像隐写分析方法。

本文将文献<sup>[3]</sup>中的特征提取方法扩展到图像的空域和 DWT 域,并结合文献<sup>[1]</sup>和文献<sup>[4]</sup>提出的两种不同校准方法在图像不同域中对原始载体图像的估计能力,确定校准图像,计算二者的差值作为新的校准值,同时通过“特征优化”进一步提高特征向量对隐秘信息的敏感性并提高识别速度。实验结果表明,本文提出的方法与文献<sup>[3,4]</sup>相比,具有更好的检测效果。

## 2 多域特征提取

### 2.1 DCT 域特征提取

标准的 JPEG 压缩算法首先将图像划分成  $8 \times 8$  大小的子块,然后对每个子块实施 DCT 变换。目前许多以 JPEG 图像为载体的隐写算法(如 Jsteg、F5、Outguess 等)都是通过修改量化后的 DCT 系数值来实现隐秘信息的嵌入<sup>[5]</sup>。因此,在机密信息隐藏的过程中,会不同程度地导致 DCT 系数值的统计特征发生改变。基于此,在 DCT 域,本文将分别从图像

到稿日期:2013-08-26 返修日期:2013-11-18 本文受浙江省自然科学基金项目(Y1110450, LQ12F03016)资助。

汪 磊(1989—),男,硕士,主要研究方向为隐写分析、图像处理;曾宪庭(1964—),男,副教授,硕士生导师,主要研究方向为信息隐藏与分析、信息安全, E-mail: mico@cjlu.edu.cn;苏金阳(1989—),男,硕士,主要研究方向为信号处理、信息安全。

DCT 系数的直方图特性和 DCT 块内与块间内容的相关性两个方面来提取特征,构造统计模型。

### 2.1.1 直方图特性

在直方图特性的提取过程中,本文采用类似于 Pevny 等人<sup>[3]</sup>的方法。该方法提取的特征包括直方图矩阵、方差、共生矩阵和马尔科夫特征等。本文选取了该特征集中的全局 DCT 直方图、DCT 系数对直方图、DCT 低频系数差直方图以及共生矩阵。

### 2.1.2 DCT 块内与块间内容的相关性

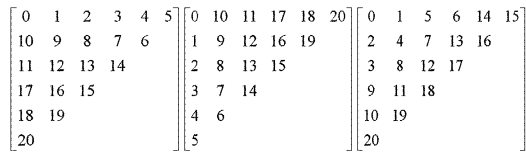
Fridrich-274 特征集从系数直方图、共生矩阵等角度比较全面地反映了图像隐写前后的差异。然而 JPEG 图像在 DCT 域中还具有分块特性,隐秘信息的嵌入不可避免地会破坏 DCT 块内与块间局部数据的相关性。对 JPEG 图像而言,块内的相关性主要体现在  $8 \times 8$  子块内相邻频率系数之间,而块间的相关性则主要体现在相邻子块中相同频率系数之间。

#### 1) DCT 系数块内统计特征

对一幅  $M \times N$  大小的 JPEG 待检图像进行  $8 \times 8$  DCT 分块量化后,各系数取绝对值。由于以 JPEG 图像为载体的隐写技术大多是通过修改量化后的 DCT 系数来实现隐秘信息嵌入的,并且大部分高频 DCT 系数幅度很小,甚至更多为零,因此对于 1 个 DCT 块内的 63 个 AC 系数,只取中低频部分的 20 个系数,分别沿水平、垂直以及 Zigzag 方式进行扫描。 $F$  表示某 DCT 块系数绝对值组成的二维矩阵,如图 1 所示,可得到该 DCT 系数块内 3 个方向上的差分矩阵,其中水平差分矩阵的构造公式为:

$$H_{m,n}(s,t) = F_{m,n}(s,t+1) - F_{m,n}(s,t) \quad (1)$$

同理,构造垂直和 Zigzag 差分矩阵  $V_{m,n}(s,t)$  和  $Z_{m,n}(s,t)$ 。由于系数差分后的分布范围较广,本文将通过引入阈值  $T$  将差分值限定于  $[-T, T]$  的较小范围内来降低计算复杂度。



(a)水平扫描 (b)垂直扫描 (c)Zigzag 扫描

图 1 3 种扫描方式

Fu 等人<sup>[2]</sup>指出 Markov 随机过程模型可以较好地捕获 DCT 系数间的依赖关系。因此,对于每一个差分矩阵,通过计算其 Markov 随机概率转移矩阵来描述该随机模型。水平方向上的随机概率转移矩阵公式为:

$$M_h(i,j) = \frac{\sum_{s=1}^{M-1} \sum_{t=1}^{N-2} \phi(H(s,t)=i, H(s,t+1)=j)}{\sum_{s=1}^{M-1} \sum_{t=1}^{N-2} \phi(H(s,t)=i)} \quad (2)$$

其中:

$$\phi(x,y) = \begin{cases} 1, & x=y \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

用同样的方法可求得竖直和 Zigzag 方向上的随机概率转移矩阵  $M_v(i,j)$  和  $M_z(i,j)$ 。

#### 2) DCT 系数块间统计特征

为了抵抗直方图等一阶统计特征的攻击,某些隐写技术

(如 F5 等)会刻意保持 DCT 块内相邻系数间的统计特性不变,因此,分析算法必须考虑 DCT 系数块间统计特征。本文将所有大小为  $8 \times 8$  的 DCT 系数块内相同频率的 AC 系数重新排列组成新的二维矩阵,得到共计 63 个二维矩阵(忽略 DC 系数)。根据式(2)计算可得到块间 Markov 随机转移概率矩阵  $M_{i_h}, M_{i_v}$  和  $M_{i_z}$ 。

### 2.2 DWT 域特征提取

Lie 等人<sup>[6]</sup>指出仅从单一域(如空域或变换域)中提取特征值具有一定的局限性。JPEG 隐写算法在修改 DCT 系数的过程中,通常会导致 DWT 域和空域中某些统计特征发生改变。Farid 等人<sup>[7]</sup>和 Chen 等人<sup>[8]</sup>都曾提出过将图像分解到 DWT 域提取统计特征实现盲检测的算法,本文算法也将在图像 DWT 域中提取特征,构造多域统计模型。具体步骤如下:

1)对图像进行一级 Haar 小波变换,得到 4 个系数子带,记低频系数子带组成的二维矩阵为  $L$ 。

2)根据式(1),计算低频系数子带矩阵  $L$  沿水平、竖直以及 Zigzag 方式扫描的差值矩阵  $L_h, L_v$  和  $L_z$ 。

3)利用式(2),对差值矩阵  $L_h, L_v$  和  $L_z$  分别计算其 Markov 随机概率转移矩阵  $M_h, M_v$  和  $M_z$ 。

### 2.3 空域特征提取

一般来说,自然图像是连续平滑的,而隐秘信息的嵌入在很大程度上会导致图像空域像素值的不平滑。基于此,本文将在空域提取特征。首先将待检图像解压到空域后,分别提取 DCT 块边界像素差直方图和相邻像素差的共生矩阵,最后构造空域统计模型<sup>[9]</sup>。

1)大多数的 DCT 隐写算法都是将载体图像分为  $8 \times 8$  子块,然后以块为单位进行隐秘信息的嵌入。由于嵌入位置的随机性,不仅会引起 DCT 域边界的不连续,同样也会引起空域边界的不连续,且嵌入信息越多,这种不连续性会越大,因此,计算 DCT 块边界像素差直方图可以很好地捕获这种变化:

$$H(v) = \sum_{r=1}^{M/8} \sum_{c=1}^{N/8} \left( \sum_{j=1}^8 \phi(v, b_{r,c}(1,j) - b_{r,c}(2,j)) + \sum_{i=1}^8 \phi(v, b_{r,c}(i,1) - b_{r,c}(i,2)) \right) \quad (4)$$

2)共生矩阵描述了相邻像素值对的概率分布,为了放大隐秘图像中相邻像素间的微小变化,引入以下相邻像素差的共生矩阵计算公式:

$$C(v_1, v_2) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N-2} \phi(v_1, b(i,j) - b(i,j+1)) \cdot \phi(v_2, b(i,j+1) - b(i,j+2)) + \sum_{i=1}^{M-2} \sum_{j=1}^N \phi(v_1, b(i,j) - b(i+1,j)) \cdot \phi(v_2, b(i+1,j) - b(i+2,j)) \quad (5)$$

## 3 特征优化

实验表明大量特征向量之间存在较强的相关性,上述提取的多域特征在某种程度上会存在信息的重叠。因此,如果能对特征向量做一定形式的优化,一方面将会使其更敏感地反映隐密信息给图像统计特征带来的细微变化;另一方面还会有助于提高检测速度。在特征优化中,本文从“校准特征”和“质心特征”两个方面来优化统计模型。

### 3.1 校准特征

就现有的隐写分析算法而言,无论是采取假设检验、参数

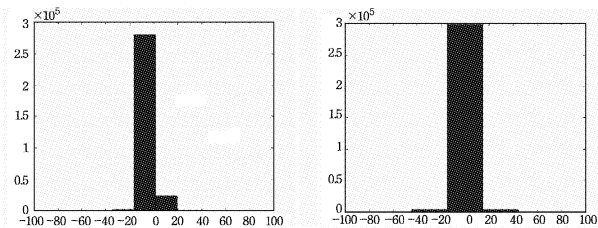
估计还是机器学习等方法,均需要原始载体图像的参与,而原始载体图像在实际的隐写分析过程中是无法获得的。黄方军等人<sup>[4]</sup>指出隐写分析之所以有效的根本原因在于原始载体图像和隐秘图像之间在统计特征上存在差异,并且这种差异是能够被检测的。因此,如何从隐秘图像中估计原始图像的统计特征就显得十分重要。

图像校准的根本目的在于从待测图像中找到原始载体图像的一个粗略估计。在文献[1]中,Fridrich通过“解压、裁剪和再压缩”的方法提出了图像的全局校准技术;而黄方军等人<sup>[4]</sup>对图像的局部校准技术进行了研究,通过在空域采取均值滤波的方式实现对原始载体图像 DCT 系数分布的局部估计。本文的实验表明,两种不同的图像校准方法在空域及各变换域中对原始载体图像的估计能力是不同的,通过在图像不同域中分别选取对应的校准方法可使得到的校准图像统计特征更接近原始载体图像。本文分别选取量化后的差分 DCT 系数值、差分全局像素值和图像一级小波变换后的差分低频子带系数值来比较两种图像校准方法在 DCT 域、空域和 DWT 域中对原始载体图像的估计能力。本文随机选取 Greenspun<sup>[11]</sup> 图像库中的 500 幅图片用 5 种典型的隐写算法 (Outguess0.2、Steghide、Jphide、Mb1、Mb2) 写入 0.10bpnc 的隐秘信息后,分别使用全局校准方法和局部校准方法对这些图片求其校准图像,并通过对比原始载体图像和校准图像的特征差异来选择对应的图像校准方法。以 DCT 域为例,利用式(6)分别计算原始载体图像 DCT 系数直方图平均值  $H_1(d)$  和分别经过两种校准方法校准后的隐秘图像 DCT 系数直方图平均值  $H_2(d)$  和  $H_3(d)$ 。

$$H(d) = \frac{\sum_{n=1}^{500} \sum_{r=1}^{M/8} \sum_{c=1}^{N/8} \sum_{i,j=1}^8 \varphi(d, dct_{r,c}(i,j))}{500} \quad (6)$$

其中,  $r, c$  分别表示  $8 \times 8$  系数块的行、列编号。

二者差分后,结果如图 2 所示。



(a) 全局校准后差分 DCT 系数直方图 (b) 局部校准后差分 DCT 系数直方图

图 2 全局及局部校准后差分 DCT 系数分布情况

不难看出,在 DCT 域中,使用局部校准后的校准图像与原始载体图像的统计特征更为接近,这说明已除去了局部校准图像中的大部分隐秘信息,并由于低频信息的保留,保持了原始载体图像的粗略概貌。同理,计算解压到空域后的差分全局像素值和小波变换后的差分低频子带系数值可知,全局校准方法在空域和 DWT 域中对原始载体图像的统计特征还原得更为准确。因此,本文将在图像 DCT 域中采用局部校准方法,而在图像空域和 DWT 域中采用全局校准方法来提取校准特征。

### 3.2 质心特征

Harmsen 等人<sup>[10]</sup>将信息隐写的过程建模为加噪声过程。在假设嵌入信息独立于原始载体图像条件下,隐秘图像的直

方可看作噪声概率质量函数和原始载体图像直方图的卷积。在频域上,这种卷积被视为直方图特征函数(HCF)和噪声特征函数的卷积。基于这一理论,图像在隐藏信息后,直方图特征函数的质心 COM(Centre of Mass)将会降低,这种降低可用于隐写检测。

对于基本特征中的一维直方图  $H[d]$ ,其特征函数可用一维离散傅里叶变换表示<sup>[12]</sup>,记为  $HCF_1[k]$ ,定义一维直方图  $H[d]$  的特征函数质心 COM 为:

$$COM_1(HCF_1[k]) = \frac{\sum_{k=1}^{N/2} k^n \cdot |HCF_1[k]|}{\sum_{k=1}^{N/2} |HCF_1[k]|} \quad (7)$$

对于基本特征中的二维矩阵  $M[d_1, d_2]$ ,其特征函数可用二维离散傅里叶变换表示,记为  $HCF_2[k_1, k_2]$ ,定义二维矩阵  $M[d_1, d_2]$  的特征函数质心 COM 为:

$$COM_2(HCF_2[k_1, k_2]) = \frac{\sum_{k_1=1}^{N_1/2} \sum_{k_2=1}^{N_2/2} (k_1^n, k_2^n) \cdot |HCF_2[k_1, k_2]|}{\sum_{k_1=1}^{N_1/2} \sum_{k_2=1}^{N_2/2} |HCF_2[k_1, k_2]|} \quad (8)$$

其中,取  $n=1$ ,对各直方图提取一个特征值,对各共生矩阵提取两个特征值。

COM 给出了能量在 HCF 中分布的一般信息,本文利用隐藏信息后 COM 将降低这一结论,即:

$$COM(HCF[k_1]) \leqslant COM(HCF[k_2]) \quad (9)$$

来检测图像中是否含有隐秘信息。

### 3.3 特征组合

将上述的基本特征和优化特征中的所有元素组合在一起,取阈值  $T=4$ ,得到本文新的特征集合  $F$ ,该特征集共包含 218 维特征。

## 4 实验结果

本文算法的流程如图 3 所示。

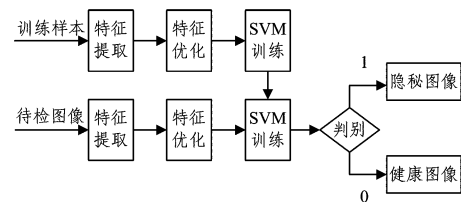


图 3 隐写分析算法流程图

传统模式识别技术只考虑分类器对训练样本的拟合情况,以最小化训练集上的分类错误为目标,通过为训练过程提供充足的训练样本来提高分类在未见过的测试机上的识别率。可是,对于少量的训练样本集而言,并不能确保一个能很好地分类训练样本的分类器也能很好地分类测试样本。支持向量机(SVM)以结构化风险最小化为原则,同时兼顾训练误差和测试误差,通过建立最优分类超平面使正例和反例之间的分类距离最大化。

本文采用 Lib-SVM<sup>[13]</sup>,支持向量机选用径向核函数(RBF),其中错误代价系数  $c$  和核函数  $g$  通过基于交叉验证和 PSO 搜索<sup>[14]</sup>(粒子群优化算法)的参数选择方法获得,进行交叉验证实验后,得到最佳的  $C$  值为 13.3404,最佳  $g$  为 0.0120,训练集上交叉验证的识别率为 98%。适应度曲线如图 4 所示。

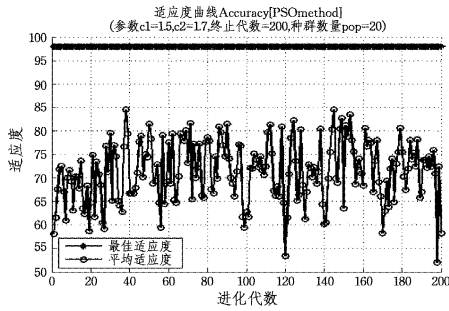


图4 适应度曲线

从 Greenspun<sup>[11]</sup> 图像库中随机选取 500 幅 JPEG 图像，统一将所有图像裁剪并使用 75% 的质量因子将其压缩为 640

×480 大小的图像格式。使用 5 种典型的隐写算法 (Outguess2、Mb1、Mb2、Steghide、Jphide) 分别嵌入 0.05bpnc、0.1bpnc 和 0.2bpnc 的隐秘信息，各得到 500 幅对应的隐秘图像。将其中的 300 幅图像及其隐秘图像作为训练图像集，用 Lib-SVM 进行训练，对剩余的 200 幅图像及其隐秘图像进行检测。局部校准中的均值滤波器尺寸为 15×15。实验结果是重复 10 次的平均值。表 1 给出了实验结果及其与文献[3]中的 Fridrich-274 算法和文献[4]中的 Huang-324 算法的性能比较。其中，TNR 表示载体图像的检测率，TPR 表示隐秘图像的检测率，AR 表示最终检测率，计算公式如下：

$$AR = \frac{TNR + TPR}{2} \quad (10)$$

表 1 3 种不同隐写分析算法的检测结果

隐写术	嵌入率	Fridrich-274			Huang-324			本文算法		
		TNR	TPR	AR	TNR	TPR	AR	TNR	TPR	AR
Jphide	0.05	45.2	53.3	49.25	61.3	53.2	57.25	66.7	75.3	71.00
	0.10	51.2	61.2	56.20	68.1	70.3	69.20	73.3	82.2	77.75
	0.20	68.8	83.5	76.15	89.3	85.4	87.35	89.1	95.3	92.20
Outguess	0.05	89.6	85.8	87.70	86.2	56.5	71.35	98.2	96.5	97.35
	0.10	98.2	97.3	97.75	76.9	60.2	68.55	100	99.1	99.55
	0.20	99.0	100	99.50	89.3	83.2	86.25	100	100	100
Steghide	0.05	94.3	94.1	94.20	92.1	91.0	91.55	94.0	88.5	89.45
	0.10	96.8	98.9	97.85	98.8	97.5	98.15	98.3	100	99.15
	0.20	99.2	100	99.60	99.0	100	99.50	99.0	100	99.50
MB1	0.05	82.3	40.5	61.40	73.8	72.2	73.00	69.3	72.4	70.85
	0.10	84.3	72.9	78.60	88.3	84.9	86.60	85.8	83.5	84.65
	0.20	95.1	97.3	96.20	95.5	93.2	94.35	94.9	98.1	96.50
MB2	0.05	70.3	55.8	63.05	75.1	69.3	72.20	71.2	72.1	71.65
	0.10	88.6	89.1	88.85	93.3	90.7	92.00	90.0	87.6	88.80
	0.20	99.3	100	99.65	98.6	99.7	99.15	96.6	100	98.30
检测时间		4.669s			3.183s			3.561s		

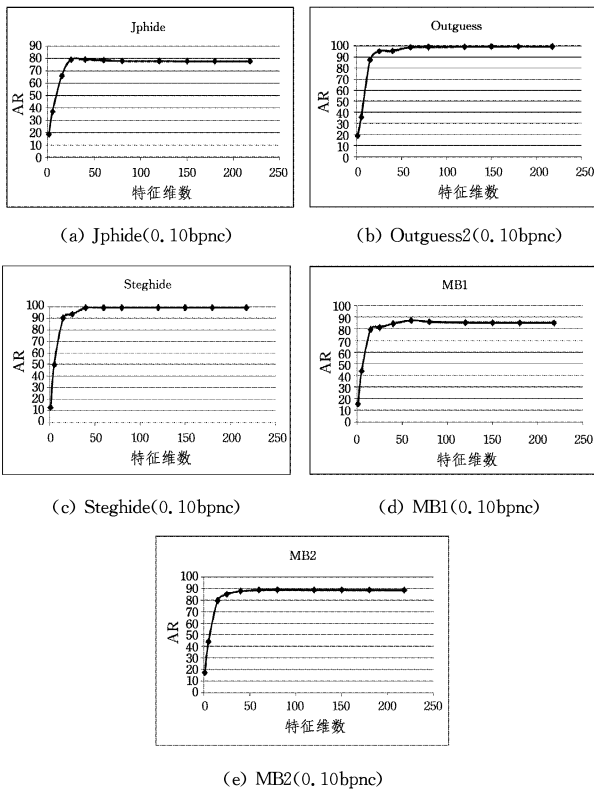


图 5 不同特征维数下的检测正确率

本文共提取了 218 维特征向量。选择图像库中部分图像进行测试，比较特征约简前后的检测正确率。测试图像包括

Jphide(0.10bpnc)、Outguess2(0.10bpnc)、Steghide(0.10bpnc)、MB1(0.10bpnc) 和 MB2(0.10bpnc)。实验使用主成分分析 PCA<sup>[15]</sup> 进行特征约简，分别约简至 1、10、15、25、40、60、80、120、150、180、218 维特征，重复 10 次取平均值，得到的维数与检测率的曲线如图 5 所示。

由表 1 和图 5 可以看到：

1) 对于隐写算法 Jphide 和 MB1，本文所提算法的检测正确率要高于 Fridrich-274，尤其是在低嵌入量的情况下 (0.05bpnc, 0.1bpnc)，本文算法更具优势。但总的来说，本文算法和 Fridrich-274、Huang-324 算法对 Jphide 和 MB1 在嵌入率较低的情况下检测效果较差。对于其他隐写算法，本文算法与 Fridrich-274 的检测精度相似。

2) 由于 Huang-324 是一种基于图像局部校准的盲检测算法，因此对于 Jphide 和 Outguess2 两种隐写算法，该算法的检测正确率均要低于本文算法以及 Fridrich-274，从实验角度正好表明了不同图像校准方法在空域及变换域中对原始载体图像的估计能力是不同的。对于其他 3 种隐写算法，Huang-324 在高嵌入率的条件下，最终检测率要略高于本文算法和 Fridrich-274，但在低嵌入率 (0.05bpnc) 的条件下，检测率略有不足。

3) 在实际应用中，分类器检测速度也是一个重要的指标。由表 1 可知，本文算法的检测正确率与 Fridrich-274 相似，但分类器检测的平均速度明显快于 Fridrich-274。另外，与 Huang-324 相比，两种算法的平均检测速度差别不大，但本文

算法在整体检测性能上要优于 Huang-324。

4)分析图5不难看出,最初时,随着特征维数的增加,检测正确率也会很快地提高;但当特征维数到达一定数量以后,检测率逐渐趋于稳定,甚至稍微有所下降(如 Jphide 和 MB1)。观察5个实验图像集,当特征维数约简达到40维左右时,本文算法检测正确率最高;随着特征维数的增加,检测率开始趋于稳定,这说明了原始218维特征间存在着一定的相关性,通过特征约简后能够降低这些相关性,使分类结果更加准确。可见,特征约简在图像通用隐写分析中有着重要的作用。

最后,为了更直观地反映本文所提算法的性能,本文选择了部分测试图像集,其中包括 Greenspun<sup>[11]</sup> 图像库中的 Jphide(0.10bpnc)、Outguess2(0.10bpnc)、Steghide(0.10bpnc)、MB1(0.10bpnc)和 MB2(0.10bpnc),它们分别描绘了反映不同虚警率条件下最终正确检测率的 ROC(Receiver Operation Characteristic)曲线,如图6—图10所示。不难看出,本文算法所提取的218维特征向量具有良好的分类特性,针对各类 JPEG 隐写算法都有着较高的检测正确率。特别是对于 Outguess2 和 Steghide 两类隐写算法,即使信息嵌入率只有0.10bpnc,最终检测率都能达到99%以上。

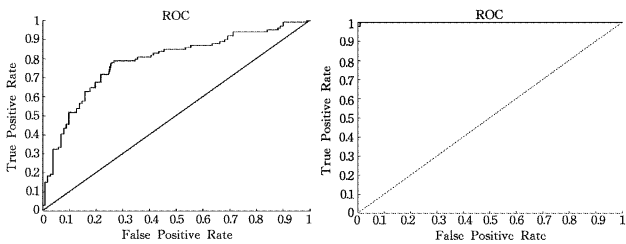


图6 Jphide(0.10bpnc)

图7 Outguess2(0.10bpnc)

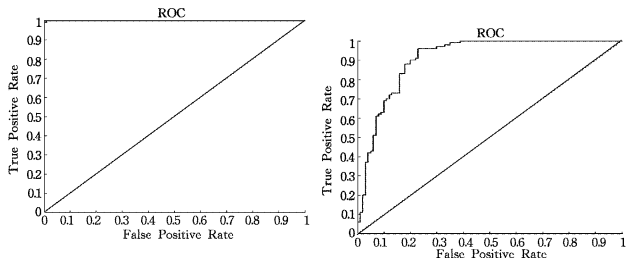


图8 Steghide(0.10bpnc)

图9 MB1(0.10bpnc)

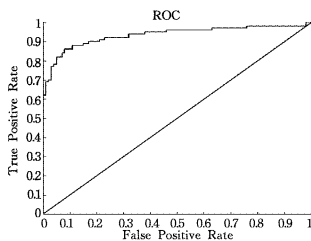


图10 MB2(0.10bpnc)

**结束语** 本文提出了一种新的通用隐写分析算法。该算法从待检图像的 DCT 域、空域及小波域中提取 218 维特征向量,结合已有的两种不同校准方法在图像不同域中对原始载体图像的估计能力,确定校准图像,计算二者的差值作为新的

校准值,同时通过“特征优化”进一步提高特征向量对隐秘信息的敏感性并提高识别速度,达到高效检测的目的。大量的实验表明本算法稳定性好,在检测效果和运行速度上都优于几种经典的分析算法,具有较大的实用价值。

## 参考文献

- [1] Fridrich J. Feature-based steganalysis for JPEG images and its implications for future design of steganographic schemes [C]// Proceedings of the 6th Information Hiding Workshop. Toronto, Ontario, Canada; Springer-Verlag, 2005; 67-81
- [2] Fu D, Shi Y Q, Zou D, et al. JPEG steganalysis using empirical transition matrix in block DCT domain [C]// IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing. Victoria, BC, Canada, 2006
- [3] Pevny T, Fridrich J. Merging Markov and DCT features for multi-class JPEG steganalysis [C]// Delp E, Wong P. Proceedings of Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX, SPIE 6505. Washington; SPIE Press, 2006: 1-13
- [4] 黄方军,黄继武. 基于图像校准的通用型 JPEG 隐写分析[J]. 中国科学 F 辑:信息科学, 2009, 39(4): 383-390
- [5] 平玲娣,刘祖根,史烈,等. 基于易变特征实现隐藏信息的盲检测[J]. 浙江大学学报:工学版, 2007, 41(3): 374-379
- [6] Lie W N, Lin G S. A feature-based Classification Technique for Blind Image Steganalysis [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(6): 1007-1020
- [7] Farid H, Si Wei L. Detecting hidden messages using higher order statistics and support vector machines [C]// Proceedings of the 5th Information Hiding Workshop. Noordwijkerhout, Netherlands; Springer-Verlag, 2002; 340-354
- [8] Chen C H, Shi Y Q. JPEG image steganalysis utilizing both intrablock and interblock correlations [C]// Proceedings of the 2008 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. 2008; 3029-3032
- [9] 李卓,陈健,蒋晓宁,等. 基于多域特征的 JPEG 图像盲检测算法[J]. 浙江大学学报:工学版, 2011, 45(9): 1528-1538
- [10] Harmsen J J, Pearlman W A. Steganalysis of additive noise modelable information hiding [C]// Proceedings of the SPIE, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents V. 2003; 5020: 131-142
- [11] Greenspun P. Greenspun Image Library [OL]. <http://philip.greenspun.com/>
- [12] 丁琦,平西建. 基于脉冲位置参数统计特征的压缩域语音隐写分析[J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 217-220
- [13] Chang C, Lin C. Lib-SVM 3.0 [OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>
- [14] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]// Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Piscataway, USA; IEEE, 1995; 39-43
- [15] 毛勇,周晓波,夏铮,等. 特征选择算法研究综述[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(2): 211-208