

基于差分零系数和索引共生矩阵的通用隐密分析*

巩锐, 王宏霞

(西南交通大学 信息科学与技术学院, 四川 成都 610031)

通讯作者: 王宏霞, E-mail: hxwang@home.swjtu.edu.cn

摘要: 为提高互联网通信的安全性和可靠性, 提出一种针对图形交换格式(graphics interchange format, 简称 GIF) 图像的隐密分析算法. 该算法基于差分零系数(differential zero coefficients, 简称 DZC)和索引共生矩阵(index co-occurrence matrix, 简称 ICM), 提取对图像像素间颜色相关性和图像纹理特征变化敏感的 36 维统计特征. 结合支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)分类技术, 实现对 GIF 图像中隐密信息的有效检测. 实验结果表明, 相比于同类算法, 该算法对最佳奇偶分配(optimum parity assignment, 简称 OPA)、分量和(sum of components, 简称 SoC)、多比特分配(multibit assignment steganography, 简称 MBA)等典型隐密算法以及 EzStego, S-Tools4, Gif-it-up 等网络上常见隐密工具的检测效果更佳, 时间效率更高, 且具备通用隐密分析的能力.

关键词: 隐密分析; GIF 图像; 差分零系数; 索引共生矩阵; 支持向量机

中图法分类号: TP309 **文献标识码:** A

中文引用格式: 巩锐, 王宏霞. 基于差分零系数和索引共生矩阵的通用隐密分析. 软件学报, 2013, 24(12): 2909–2920. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4402.htm>

英文引用格式: Gong R, Wang HX. Universal steganalysis based on differential zero coefficients and index co-occurrence matrix. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2013, 24(12): 2909–2920 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4402.htm>

Universal Steganalysis Based on Differential Zero Coefficients and Index Co-Occurrence Matrix

GONG Rui, WANG Hong-Xia

(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Corresponding author: WANG Hong-Xia, E-mail: hxwang@home.swjtu.edu.cn

Abstract: To improve the security and reliability of Internet communications, a steganalysis algorithm for graphics interchange format (GIF) images is proposed in this paper. 36-dimensional statistical features of GIF image, which are sensitive to the color correlation between adjacent pixels and the breaking of image texture, are extracted based on differential zero coefficients (DZC) and index co-occurrence matrix (ICM). Support vector machine (SVM) technique takes the 36-dimensional statistical features to detect hidden message in GIF images effectively. Experimental results indicate that the proposed algorithm has better detection performance and higher time efficiency comparing with other similar steganalysis algorithms for typical steganographic algorithms including optimum parity assignment (OPA), sum of components (SoC), multibit assignment steganography (MBA) and steganographic tools which are popular in the Internet, such as EzStego, S-Tools4 and Gif-it-up. Furthermore, the proposed algorithm has the ability of universal steganalysis.

Key words: steganalysis; GIF image; differential zero coefficients; index co-occurrence matrix; SVM

随着信息安全技术的不断发展, 隐密术与隐密分析技术已成为信息安全领域的重要分支. 隐密术通过不易检测的方式在数字载体中嵌入隐密信息, 达到保密通信的目的^[1]; 而隐密分析作为隐密术的对抗技术, 旨在检测

* 基金项目: 国家自然科学基金(61170226); 中央高校基本科研业务费专项资金(SWJTU11CX047, SWJTU12ZT02); 四川省青年科技创新研究团队项目(2011JTD0007); 成都市科技计划(12DXJB214JH-002)

收稿时间: 2012-08-23; 修改时间: 2013-01-25; 定稿时间: 2013-03-22

数字载体中隐密信息的存在性.由于隐密术在保障通信安全性的同时也给不法分子带来了可乘之机,隐密分析技术的重要性日益凸显.

早期隐密分析技术的研究中,出现了 Westfeld 等人提出的 Chi-Square 算法^[2]、Fridrich 等人提出的 RS (regular singular)算法^[3]、Dumitrescu 等人提出的 SPA(sample pair analysis)算法^[4]、Harmson 等人提出的基于直方图特征函数(histogram characteristic function,简称 HCF)质心(center of mass,简称 COM)的算法^[5]以及张涛等人提出的基于差分直方图(difference histogram)^[6]的针对 LSB(least significant bit)隐密的可靠检测算法等一批极为典型的数字图像隐密分析算法,推动了隐密分析技术的发展.在近期的研究中,JPEG(joint photographic experts group)图像隐密分析成为研究的热点,研究者提出了大量的针对常见 JPEG 隐密术的隐密分析算法^[7-9].伴随视频隐密术的出现,视频隐密分析算法^[10-12]应运而生,视频隐密分析技术的研究也取得了一定进展.然而,针对 GIF(graphics interchange format)图像的隐密分析算法却相对较少.

GIF 是互联网中广泛使用的图像格式,目前已有大量 GIF 图像隐密术出现,如 OPA(optimum parity assignment)^[13],SoC(sum of components)^[14],MBA(multibit assignment steganography)^[15]等隐密算法以及 EzStego, S-Tools4,Gif-it-up 等网络上常见的隐密工具.尽管 Fridrich 等人提出的 PA(pairs analysis)算法^[16]和 Fraid 等人在文献[17]中提出的基于小波系数高阶统计矩的隐密分析算法适用于 GIF 图像,可以实现对 EzStego 隐密术的检测,但当隐密信息嵌入率不高时,检测效果不佳,算法可靠性偏低.基于差分图像直方图和颜色相关图技术的隐密分析算法是 Zhao 等人^[18]新近提出且性能较优的一种 GIF 图像隐密分析算法,该算法对 OPA,SoC,S-Tools4 具有较好的检测效果,但对 MBA 和 EzStego 的检测效果并不十分理想.因此,为维护互联网环境的安全性,设计实用的隐密分析算法以检测 GIF 图像中是否含有隐密信息十分必要.

本文提出了一种基于差分零系数(differential zero coefficients,简称 DZC)和索引共生矩阵(index co-occurrence matrix,简称 ICM)的 GIF 图像隐密分析算法,可实现对多种 GIF 图像隐密算法与隐密工具的有效检测.

1 隐密分析算法实现

本文提出的基于差分零系数和索引共生矩阵的隐密分析算法首先提取 GIF 图像 16 维 DZC 特征和 20 维 ICM 特征,然后采用 Libsvm 3.1^[19] SVM(support vector machine)分类器对提取的 36 维特征进行学习训练,得到训练模型后,对自然图像和隐密图像进行分类检测,最终实现针对 GIF 图像的隐密分析.

1.1 差分零系数特征提取

OPA,SoC 等隐密算法的核心思想大多为像素颜色的替换,颜色的替换不可避免地会破坏像素之间的颜色相关性.

分别对 GIF 格式的 Lena 自然图像和经过 OPA 隐密的 Lena 隐密图像像素对应的颜色索引值进行水平方向差分运算并统计差分系数(如图 1 所示)可知,自然图像差分系数中零系数占据较高比例,表明自然图像相邻像素之间颜色索引值的变化较为平缓,具有较强的相关性;然而隐密后图像的差分系数中零系数明显减少,表明隐密信息的嵌入导致像素之间颜色的相互关系发生了一定的变化,相关性减弱.由此,我们选择图像水平、垂直、主对角线、副对角线这 4 个方向的差分零系数作为隐密分析的依据.

设 GIF 图像 I 大小为 $M \times N$,基于 GIF 图像中像素值对应于调色板中颜色索引值的特点,用 $M \times N$ 维矩阵 C 表示图像 I 的索引矩阵,其第 i 行第 j 列元素值 $C(i,j)$ 即为图像 I 中第 i 行第 j 列像素对应的颜色索引值.对矩阵 C 做水平、垂直、主对角线、副对角线这 4 个方向的差分运算,分别统计零系数的个数,并将差分系数中零系数所占比例即 DZC 特征 $Fea_1, Fea_2, Fea_3, Fea_4$ 作为隐密分析的统计特征:

水平方向:

$$Fea_1 = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-2} \delta(|C(i,j) - C(i,j+1)|, 0)}{M \times (N-1)} \quad (1)$$

垂直方向:

$$Fea_2 = \frac{\sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(|C(i, j) - C(i+1, j)|, 0)}{(M-1) \times N} \tag{2}$$

主对角线方向:

$$Fea_3 = \frac{\sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=0}^{N-2} \delta(|C(i, j) - C(i+1, j+1)|, 0)}{(M-1) \times (N-1)} \tag{3}$$

副对角线方向:

$$Fea_4 = \frac{\sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=0}^{N-2} \delta(|C(i, j+1) - C(i+1, j)|, 0)}{(M-1) \times (N-1)} \tag{4}$$

公式(1)~公式(4)中, $\delta(A, B) = \begin{cases} 1, & A = B \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$.

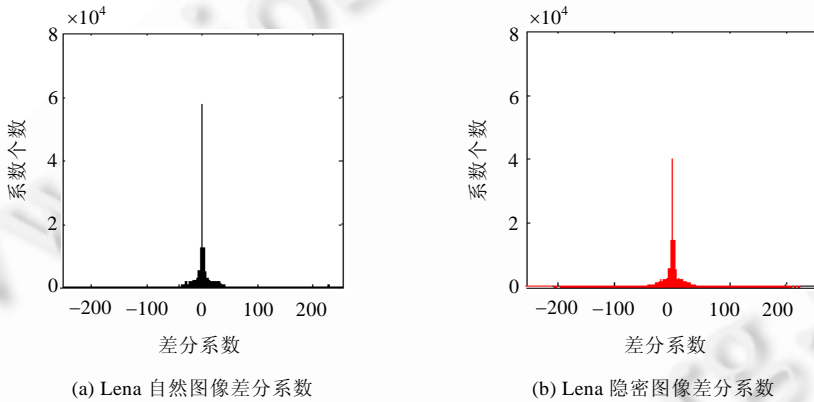


Fig.1 Differential coefficients of color index of Lena cover image and Lena stego image in horizontal direction
图 1 Lena 自然图像与 Lena 隐密图像颜色索引水平方向差分系数统计

由图 2 中 Lena 图像 DZC 特征值与隐密信息嵌入率对应关系可知,特征值因隐密信息嵌入率的变化而明显变化,特征值的大小随嵌入率的增大而减小,这表明提取的 DZC 特征 $Fea_1 \sim Fea_4$ 对隐密信息的嵌入是敏感的。

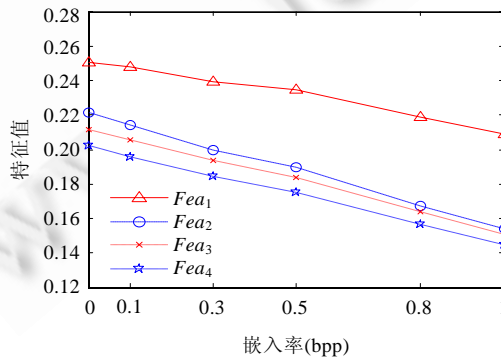


Fig.2 Relation between DZC of Lena image and embedding rate
图 2 Lena 图像 DZC 特征值与隐密信息嵌入率对应关系

由于 GIF 图像是基于调色板的图像,图像中像素颜色由 R,G,B 这 3 个颜色通道组成,相邻像素对应的颜色通道之间具有一定的连续性,变化范围较小.为进一步反映隐密信息的嵌入对图像像素间的颜色相关性带来的变化,分别统计图像中像素对应的 R,G,B 这 3 个颜色通道上述 4 个方向的差分零系数,提取 $Fea_5 \sim Fea_{16}$ 等 12 维 DZC 特征.

综上,基于图像的颜色索引值及 R,G,B 这 3 个颜色通道,共提取 16 维 DZC 特征.

1.2 索引共生矩阵特征提取

索引共生矩阵,即对 GIF 图像中像素颜色索引值进行差分运算后,计算得到的共生矩阵,是建立在图像二阶组合条件概率密度函数基础上,通过计算图像中特定方向和特定距离的两像素之间从某一颜色索引值过渡到另一颜色索引值的概率统计矩阵.索引共生矩阵可以描述图像像素的颜色索引值不同方向、不同间隔的变化幅度信息,可以比较直观地反映图像像素间颜色的空间依赖关系和图像的纹理变化.基于索引共生矩阵,提取 20 维 ICM 特征用于隐密分析.

对索引矩阵 C 做水平、垂直、主对角线、副对角线方向上的差分运算,构建差分索引矩阵 C_h, C_v, C_d, C_m , 然后分别计算索引共生矩阵 G_h, G_v, G_d, G_m :

水平方向差分索引矩阵:

$$C_h(i,j)=|C(i,j)-C(i,j+1)| \quad (5)$$

垂直方向差分索引矩阵:

$$C_v(i,j)=|C(i,j)-C(i+1,j)| \quad (6)$$

主对角线方向差分索引矩阵:

$$C_d(i,j)=|C(i,j)-C(i+1,j+1)| \quad (7)$$

副对角线方向差分索引矩阵:

$$C_m(i,j)=|C(i,j+1)-C(i+1,j)| \quad (8)$$

以水平方向索引共生矩阵 G_h 为例,公式(9)给出了其元素的计算公式:

$$G_h(x,y) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-2} \varphi(C_h(i,j),x) \times \varphi(C_h(i+c,j+d),y) \quad (9)$$

其中,当 $a=b$ 时, $\varphi(a,b)=1$; 否则, $\varphi(a,b)=0$. c 和 d 分别为行和列方向上的位移, $0 \leq x \leq 255, 0 \leq y \leq 255$.

然后,统计 G_h 中元素 $G_h(x,y)$ 出现的频率 $P_h(x,y)$:

$$P_h(x,y) = \frac{G_h(x,y)}{\sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} G_h(x,y)} \quad (10)$$

对于每个差分索引矩阵,分别计算 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 这 4 个方向上的共生矩阵,即公式(9)中 $[c,d]$ 分别取 $[0,1], [-1,1], [1,0]$ 和 $[1,1]$. 计算每个共生矩阵的熵(ENT)、对比度(CON)、能量(ASM)、相关性(COR)和平稳度(LOC)这 4 个特征值:

$$\left\{ \begin{array}{l} fea_1 = ENT = - \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} P_h(x,y) \log_2 P_h(x,y) \\ fea_2 = CON = \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} (x-y)^2 P_h(x,y) \\ fea_3 = ASM = \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} P_h^2(x,y) \\ fea_4 = COR = \frac{1}{\sigma_h(x)\sigma_h(y)} \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} xy P_h(x,y) - \mu_h(x)\mu_h(y) \\ fea_5 = LOC = \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} \frac{P_h(x,y)}{(x-y)^2} \end{array} \right. \quad (11)$$

其中, $\sigma_h(x), \sigma_h(y)$ 和 $\mu_h(x), \mu_h(y)$ 分别为公式(12)中 $P_h(x), P_h(y)$ 的均值和方差:

$$\begin{cases} P_h(x) = \sum_{y=0}^{255} P_h(x, y), x = 0, 1, \dots, 255 \\ P_h(y) = \sum_{x=0}^{255} P_h(x, y), y = 0, 1, \dots, 255 \end{cases} \quad (12)$$

将 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 这 4 个方向上共生矩阵对应的特征累加后求均值:

$$\overline{fea_i} = (\overline{fea_i^{0^\circ}} + \overline{fea_i^{45^\circ}} + \overline{fea_i^{90^\circ}} + \overline{fea_i^{135^\circ}}) / 4 \quad (13)$$

其中, $i=1, 2, 3, 4, 5$.

fea_1 中, i 从公式(1)~公式(5)分别表示特征 ENT, CON, ASM, COR 和 LOC, fea_j 表示 j 方向上共生矩阵的特征.

由上,即可得到水平方向索引共生矩阵的五维特征 $\overline{fea_1}, \overline{fea_2}, \overline{fea_3}, \overline{fea_4}, \overline{fea_5}$. 同理,计算垂直、主对角线、副对角线这 3 个方向上的索引共生矩阵,并各提取上述五维特征.至此,共提取 20 维 ICM 特征.

1.3 学习训练与分类检测

完成训练图像 16 维 DZC 特征与 20 维 ICM 特征的提取后,使用 SVM 对 36 维特征进行学习训练,生成训练模型对待测图像进行分类检测.具体步骤如下:

- ① 特征缩放:SVM 类型选为 C_SVC,核函数选为 RBF.为避免某些特征值过大或者过小、在特征训练过程中计算核函数导致计算的困难,调用 Libsvm3.1 中 svm-scale 程序进行特征缩放,将数据缩放至[-1,1]之间,得到缩放的训练和待测图像特征文件;
- ② 参数优选:调用 Libsvm3.1 中 grid.py 程序,通过 5 倍交叉验证和网格搜索术寻找 SVM 惩罚系数 c 与核函数 RBF 中参数 g 的最优值,以获得最佳训练效果;
- ③ 学习训练:调用 Libsvm3.1 中 svm-train 程序,使用步骤②中最优参数,对步骤①中缩放后的训练图像特征文件进行学习和训练,生成模型文件;
- ④ 分类检测:调用 Libsvm3.1 中 svm-predict 程序,结合步骤③生成的模型文件,对步骤①中缩放后的待测图像特征进行分类,完成对待测图像的隐密分析.由第 2.1 节~第 2.3 节即可实现本文隐密分析算法,算法框图如图 3 所示.

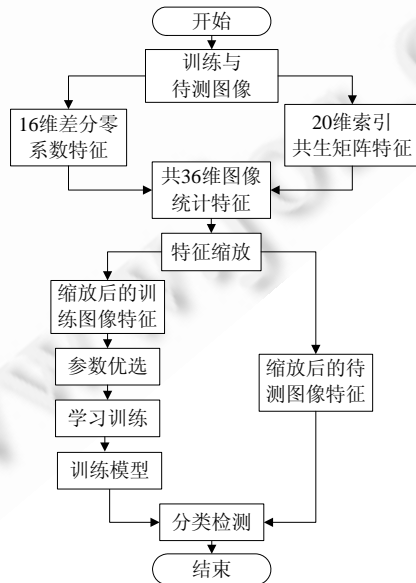


Fig.3 Schematic diagram of steganalysis algorithm

图 3 算法框图

2 实验结果与分析

为保证对比实验的公平性,实验均在主频 2.94GHZ、可用内存 3.25GB 的联想台式计算机中进行,算法均在 Visual C++ 6.0 环境下实现.实验采用 UCID^[20]图像库,UCID 中含有 1 338 张大小均为 512×384 的彩色图像.

首先,使用图像处理工具 ACDSee10.0 将 UCID 中的图像转换为 GIF 格式,作为自然图像库;然后,使用 OPA, SoC, MBA, EzStego, S-Tools4, Gif-it-up 这 6 种隐密术分别对自然图像库中的图像嵌入隐密信息,各生成嵌入率为 1.0bpp (bits per pixel), 0.8bpp, 0.5bpp, 0.3bpp, 0.1bpp 的隐密图像,作为隐密图像库.

2.1 单一类型隐密图像的检测实验

2.1.1 单一类型隐密图像的检测

为检测本文算法对单一类型隐密图像的检测能力,选择与文献[17]中基于小波系数高阶统计矩的通用隐密分析算法以及文献[18]中基于差分图像和颜色相关图的 GIF 图像隐密分析算法做对比实验.分别测试算法对 OPA, SoC, MBA, EzStego, S-Tools4, Gif-it-up 这 6 种类型的隐密图像在 1.0bpp, 0.8bpp, 0.5bpp, 0.3bpp, 0.1bpp 不同隐密信息嵌入率情况下的检测效果.每次实验针对单一类型的隐密图像进行,从图像库中随机选取 800 张自然图像和 800 张单一类型的隐密图像,其中,600 张自然图像和 600 张隐密图像作为训练图像,200 张自然图像和 200 张隐密图像作为待测图像.实验结果见表 1.

Table 1 Detection results for single type stego images

表 1 单一类型隐密图像的检测实验结果

隐密图像 类型	嵌入率 (bpp)	文献[17]			文献[18]			本文		
		A (%)	F (%)	M (%)	A (%)	F (%)	M (%)	A (%)	F (%)	M (%)
OPA	1.0	86.00	13.0	15.0	99.75	0.5	0.0	99.75	0.5	0.0
	0.8	84.25	12.5	19.0	99.75	0.5	0.0	99.75	0.0	0.5
	0.5	73.50	24.0	29.0	98.50	0.5	2.5	98.75	1.5	1.0
	0.3	66.50	30.5	36.5	93.00	5.5	8.5	94.50	5.0	6.0
	0.1	50.00	100.0	0.0	71.50	13.5	43.5	75.25	23.5	26.0
SoC	1.0	84.75	13.5	17.0	98.75	1.0	1.5	100.00	0.0	0.0
	0.8	81.50	18.0	19.0	98.75	1.0	1.5	99.50	1.0	0.0
	0.5	73.75	24.0	28.5	95.50	2.0	7.0	96.50	3.5	3.5
	0.3	66.00	33.5	34.5	88.75	7.0	15.5	91.25	9.5	8.0
	0.1	54.25	49.5	42.0	70.25	21.5	38.0	70.75	26.5	32.0
MBA	1.0	90.75	5.0	13.5	91.00	4.0	14.0	97.50	2.0	3.0
	0.8	87.00	14.0	12.0	91.00	2.5	15.5	97.50	2.5	2.5
	0.5	80.00	18.0	22.0	81.75	10.5	26.0	94.75	4.0	6.5
	0.3	76.25	19.5	28.0	69.00	16.0	46.0	86.75	10.5	16.0
	0.1	61.75	27.0	49.5	52.50	13.0	82.0	67.50	28.5	36.5
EzStego	1.0	58.75	42.5	40.0	90.75	7.0	11.5	99.00	1.5	0.5
	0.8	57.00	44.5	41.5	89.00	7.0	15.0	98.25	2.0	1.5
	0.5	57.00	44.5	41.5	82.00	9.0	27.0	94.25	7.5	4.0
	0.3	53.75	45.5	47.0	74.00	16.0	36.0	91.75	7.0	11.5
	0.1	50.75	25.5	73.0	54.75	21.5	69.0	75.00	26.0	24.0
S-Tools4	1.0	98.25	1.0	2.5	100.00	0.0	0.0	100.00	0.0	0.0
	0.8	98.25	0.5	3.0	100.00	0.0	0.0	100.00	0.0	0.0
	0.5	98.25	1.0	2.5	100.00	0.0	0.0	100.00	0.0	0.0
	0.3	97.50	1.0	4.0	99.75	0.0	0.5	100.00	0.0	0.0
	0.1	97.00	2.5	3.5	98.50	1.5	1.5	99.50	1.0	0.0
Gif-it-up	1.0	90.00	8.0	12.0	99.75	0.5	0.0	99.75	0.5	0.0
	0.8	87.75	5.0	19.5	99.50	0.5	0.5	99.00	1.5	0.5
	0.5	83.25	6.5	27.0	99.75	0.5	0.0	99.25	1.0	0.5
	0.3	78.50	15.0	28.0	95.00	3.5	6.5	99.25	0.0	1.5
	0.1	68.25	23.0	40.5	55.25	22.5	67.0	74.75	22.0	28.5

表 1 中, A 代表正确率, F 代表虚警率, M 代表漏检率. 正确率、虚警率及漏检率的计算公式如下:

$$A = \frac{r}{t} \times 100\% \quad (14)$$

其中, r 表示待测图像中被正确检测的图像数量, t 表示待测图像的总数量.

$$F = \frac{a}{z} \times 100\% \tag{15}$$

其中, a 表示待测图像中自然图像被检测为隐密图像的数量, z 表示待测图像中自然图像的总数量.

$$M = \frac{w}{s} \times 100\% \tag{16}$$

其中, w 表示待测图像中隐密图像被检测为自然图像的数量, s 表示待测图像中隐密图像的总数量.

由表 1 可知,本文算法对以上 6 种隐密算法均具有良好的检测效果,其中,对 S-Tools4 的检测效果最佳:

- 对于 OPA:嵌入率不低于 0.3bpp 时,本文算法检测正确率均达到了 94% 以上,明显高于文献[17]算法且与文献[18]算法的检测效果基本相当;
- 对于 SoC:嵌入率不低于 0.3bpp 时,本文算法检测正确率均达到了 91% 以上,检测能力强于文献[17,18]算法;
- 对于 MBA:本文算法检测效果明显优于文献[17,18]算法,5 种嵌入率下的检测正确率均为三者中最高,且虚警率与漏检率均低于文献[17,18]算法,其中,在 0.3bpp 嵌入率时,本文算法对 MBA 的检测正确率为 86.75%,分别高出文献[17]算法 10.50%、文献[18]算法 17.75%;
- 对于 EzStego:文献[17]算法在 5 种嵌入率下对 EzStego 的检测效果均不理想,可视为不具备检测能力.本文算法对 EzStego 的检测能力强于文献[18]算法,在 0.1bpp 嵌入率时,文献[18]算法已基本失去检测能力,检测正确率仅为 54.75%,本文算法的检测正确率为 75.00%,仍具备一定的检测能力;
- 对于 S-Tools4:3 种算法都具有非常好的检测效果,即使在嵌入率仅为 0.1bpp 时,本文算法检测正确率依然达到了 100%;
- 对于 Gif-it-up:本文算法的检测效果依然比较理想,嵌入率不低于 0.3bpp 时,检测正确率均达到了 99% 以上.然而在 0.1bpp 较低嵌入率时,本文算法对 OPA,SoC,MBA,EzStego,Gif-it-up 虽然具备检测能力,但检测效果不理想,虚警率和漏检率偏高.分析其主要原因在于:图像中颜色发生变化的像素数量随着嵌入率的增大而增加,0.1bpp 嵌入率时,隐密信息的嵌入对图像像素间颜色相关性的影响以及为图像颜色分布均匀程度带来的改变很小,导致提取的 36 维特征对隐密信息的敏感度降低,从而算法检测能力减弱.

2.1.2 特征敏感度分析

由于特征敏感度的计算目前尚未有统一的标准和方案,为了直观地反映算法中特征的敏感度,本文设计了一种新的衡量特征敏感度的方案,即计算特征敏感度反映量 SST:

$$SST = p_{1.0} \times 0.6 + p_{0.5} \times 0.3 + p_{0.3} \times 0.1 \tag{17}$$

其中, $P_{1.0}$, $P_{0.5}$ 和 $P_{0.3}$ 分别对应特征在嵌入率为 1.0bpp,0.5bpp,0.3bpp 情况下的检测正确率.通常情况下,嵌入率越高,分析者越易成功检测出含密图像.即秘密信息嵌入量越大,特征敏感度越高.反映在实验结果则为:嵌入率越高,检测正确率高.因此,可通过检测正确率逆向反映特征的敏感度.为了客观全面地反映本文算法特征的敏感度,本文选择高、中、低(1.0bpp,0.5bpp,0.3bpp)3 种具有代表性的嵌入率下的检测正确率.如果特征在高嵌入率情况下检测正确率较低,则已表明该特征敏感度不高.因此,对 1.0bpp 嵌入率下的检测正确率取较高的加权系数 0.6,而 0.5bpp,0.3bpp 则分别取加权系数 0.3,0.1.

分别计算本文算法 16 维 DZC 特征、20 维 ICM 特征、DZC 和 ICM 结合的 36 维特征以及文献[18]特征对 OPA,SoC,MBA,EzStego,S-Tools4,Gif-it-up 这 6 种隐密术的特征敏感度反映量 SST,如图 4、图 5 所示.

图 4、图 5 中,横坐标 $T(T=1,2,3,4,5,6)$ 表示隐密术类型(1:OPA;2:SoC;3:MBA;4:EzStego;5:S-Tools4;6:Gif-it-up),纵坐标 SST 为敏感度反映量.

如图 4 中所示,三者对 6 种隐密术均有不同程度的敏感,其中,20 维 ICM 特征对 6 种隐密术的敏感度整体高于 16 维 DZC 特征,DZC 特征和 ICM 特征对 S-Tools4,Gif-it-up 的敏感度较为接近.而 DZC 和 ICM 结合后的 36 维特征的敏感度为三者最高,表明 DZC 特征和 ICM 特征的结合可有效提升算法检测能力.

由图 5 可知,本文提取的 36 维特征针对 6 种隐密术的敏感度反映量 SST 值由高到低依次排列为:S-Tools4,

Gif-it-up,OPA,SoC,EzStego,MBA,特征敏感度较文献[18]整体较高,尤其对 MBA 和 EzStego 的敏感度明显高于文献[18]特征.

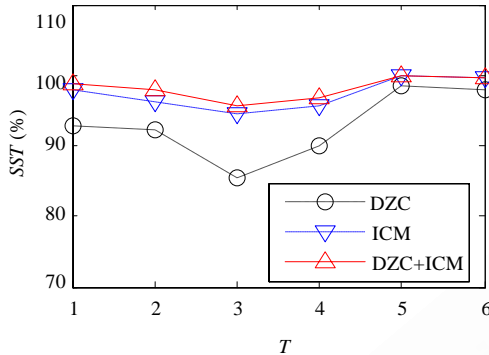


Fig.4 SST of DZC, ICM, DZC+ICM

图 4 DZC,ICM,DZC+ICM 特征敏感度

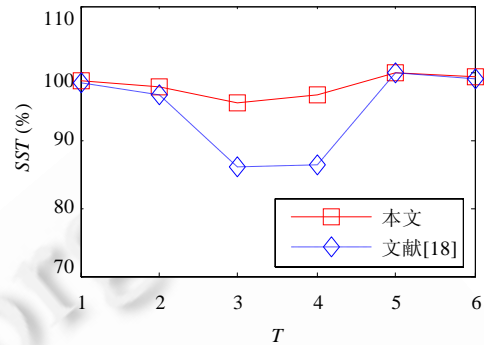


Fig.5 SST of proposed and Ref.[18]

图 5 本文与文献[18]特征敏感度

对于自然的 GIF 图像,图像颜色索引值的变化比较平缓,其颜色的分布在局部区域较均匀,具有一定的连续性.上述 6 种隐密术,隐密信息的嵌入最终都会改变图像的颜色索引值,从而不可避免地破坏图像像素颜色之间的相关性以及图像颜色分布的均匀程度.本文算法中,16 维 DZC 特征是对图像相邻像素之间颜色索引值以及 R,G,B 颜色通道相关性的表征,可有效地反映隐密信息的嵌入对像素颜色相关性带来的改变.任何图像均可视作纹理图像,纹理特征可以有效地刻画图像中对象表面的细节信息.共生矩阵^[21]是一种常用的纹理计算方法,常用的共生矩阵特征有熵、对比度、能量、相关性和平稳度.其中:

- 熵是图像所含信息量的度量,可反映图像纹理的复杂程度,当共生矩阵中元素值均相等时,熵值最大;
- 对比度可反映图像清晰程度,图像纹理越明显,对比度值越大;
- 能量可反映图像纹理分布的均匀程度,共生矩阵中元素分布越集中,能量特征值越大;
- 相关性用于反映共生矩阵中元素在行或列方向的相似程度,其值的大小反映图像的局部相关性;
- 平稳度用于度量图像中纹理局部变化,平稳度值大则表明图像纹理不同区域间变化较少,局部分布均匀.

本文考虑到隐密信息的嵌入对图像颜色分布造成的影响,势必改变图像的纹理特征,基于 GIF 图像结构特点构造索引共生矩阵,反映像素间颜色的空间依赖关系,以自然图像与隐密图像之间纹理特征的改变作为线索,将图像纹理特征与隐密分析有机地结合,以 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 作为显著方向提取熵、对比度、能量、相关性和平稳度等 20 维 ICM 特征,以敏感地发现隐密信息的嵌入对图像的纹理带来的变化,从而实现对隐密图像的有效检测.

综上所述,本文提取 16 维 DZC 特征和 20 维 ICM 特征,将两者结合后的 36 维特征用于 GIF 图像的隐密分析有效可行的.

2.1.3 训练图像数量对检测效果的影响

为分析训练图像数量对算法检测效果的影响,进行不同训练图像数量、不同嵌入率下对 OPA 和 EzStego 的检测实验,并记录检测正确率的变化.文献[22]指出,在模式特征识别中,两类分类问题应满足:

$$\frac{N}{n} \geq 3 \quad (18)$$

其中, N 为训练样本的个数, n 为选取特征的数目.由于本文共提取了 36 维统计特征,即 $n=36$.根据文献[22]的标准,训练样本个数应满足 $N \geq 108$,即训练图像的数量应为 108.为在文献[22]标准的基础上分析训练图像数量对算法检测正确率的影响,在检测实验中,训练图像的数量分别选择 108,200,400,800,1200,1600,2000(包含自然图像和隐密图像且两者数量相同).在 0.3bpp 低嵌入率和 1.0bpp 高嵌入率下检测由 200 张自然图像和 200 张隐密

图像组成的待测图像,检测正确率曲线如图 6 所示.

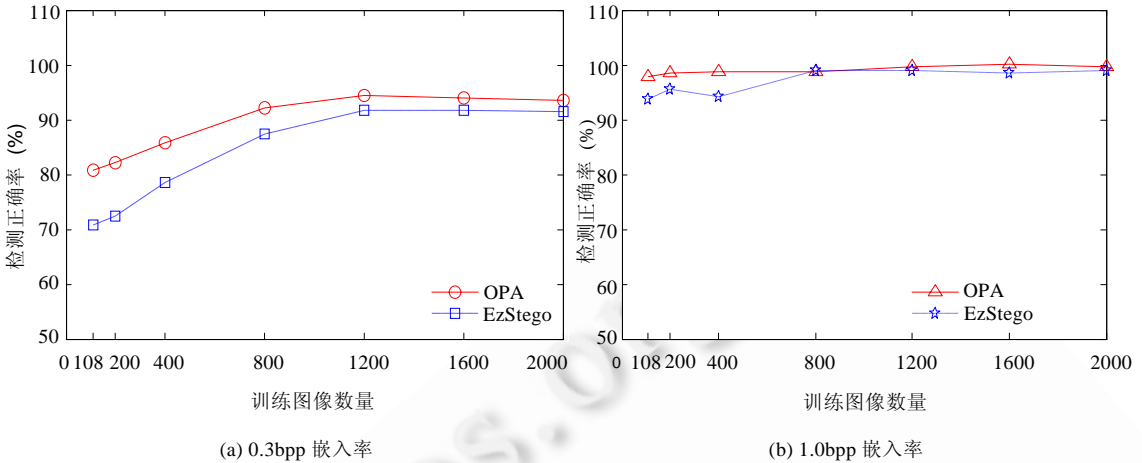


Fig.6 Detection accuracies under different embedding rates and different number of training images

图 6 不同嵌入率不同训练图像数量下的检测正确率

由图 6 中实验结果可知:

- (1) 检测正确率会受到训练图像数量的影响,其中,0.3bpp 低嵌入率情况下受影响的程度高于 1.0bpp 高嵌入率;检测正确率随着训练图像数量的增加有逐渐增大的趋势,且在训练图像数量达到 1200 张及以上时趋于稳定;
- (2) 训练图像数量与特征维度之间的关系满足文献[22]的标准即 $N \geq 108$ 的同时,训练图像的数量不宜太小,否则会弱化算法检测能力;但也不宜过大,否则,图像特征的提取将耗费较多时间,从而降低隐密分析的时间效率.

综上所述,训练图像的数量是影响检测效果的重要因素.选择合适的训练图像数量以获得理想的检测效果,是实现有效隐密分析的关键.在训练图像数量的选取上,分析者需要在算法检测效果和时间效率上取得折衷.

2.2 多种类型隐密图像的混合检测实验

在 1.0bpp,0.5bpp,0.3bpp 这 3 种嵌入率下,分别选择 600 张自然图像和 600 张隐密图像(OPA,SoC,MBA, EzStego,S-Tools4,Gif-it-up 这 6 种类型隐密图像各 100 张)作为训练图像,进行特征的提取与学习训练,得到混合训练模型.分别进行单一类型隐密图像和混合隐密图像的检测实验,依然采用正确率 A 、虚警率 F 、漏检率 M 记录实验结果.

2.2.1 混合训练模型检测单一类型隐密图像

在实际应用中,隐密分析者很难获取隐密图像类型的相关信息,从而无法设计针对某一隐密术的专用隐密分析算法.因此,设计一种可完成对多种类型隐密术检测的通用隐密分析算法,具有较大的实用价值.文献[23]提出了一种可用于彩色图像的通用隐密分析算法,该算法基于图像 R,G,B 通道统计二维差分直方图,并对直方图进行二维傅里叶变换后,计算三阶函数统计矩作为隐密分析特征,取得了较好的检测效果.由于特征的提取基于 R,G,B 颜色通道,所以,文献[23]算法适用于 GIF 图像.

选择与文献[18]、文献[23]算法进行对比实验,使用混合训练模型检测 OPA 等单一类型的隐密图像(待测图像由 200 张自然图像和 200 张隐密图像组成),检验本文算法通用隐密分析的能力.

表 2 中,本文算法在 1.0bpp,0.5bpp,0.3bpp 这 3 种嵌入率下的混合训练模型均可实现对单一类型隐密图像的检测,且检测能力整体强于文献[18,23]算法,尤其对于 MBA 和 EzStego 的检测能力优势较为明显.实验结果表明,本文算法具备对 OPA 等 6 种隐密术通用隐密分析的能力.由此,可根据实际需求得到不同嵌入率下的训练模

型,在隐密图像类型未知的情况下,对隐密图像做出有效的检测.

Table 2 Detection results of mixed training model for single type stego images

表 2 混合训练模型检测单一类型隐密图像实验结果

嵌入率 (bpp)	隐密图像 类型	文献[18]			文献[23]			本文		
		A (%)	F (%)	M (%)	A (%)	F (%)	M (%)	A (%)	F (%)	M (%)
1.0	OPA	98.00	3.5	0.5	96.00	4.5	3.5	99.50	0.5	0.5
	SoC	95.75	3.5	5.0	96.25	4.5	3.0	99.75	0.5	0.0
	MBA	75.00	3.5	46.5	75.00	4.5	44.5	93.50	0.5	12.5
	EzStego	82.25	3.5	32.0	88.50	4.5	18.5	97.75	0.5	4.0
	S-Tools4	98.25	3.5	0.0	97.75	4.5	0.0	99.25	0.5	1.0
	Gif-it-up	98.00	3.5	0.5	96.75	4.5	2.0	99.00	0.5	1.5
0.5	OPA	94.25	3.0	8.5	91.25	4.5	13.0	95.00	1.5	8.5
	SoC	90.00	3.0	17.0	93.00	4.5	9.5	90.50	1.5	17.5
	MBA	64.00	3.0	69.0	65.25	4.5	65.0	89.25	1.5	20.5
	EzStego	72.25	3.0	52.5	72.00	4.5	51.5	92.00	1.5	14.0
	S-Tools4	98.50	3.0	0.0	96.75	4.5	2.0	99.00	1.5	0.5
	Gif-it-up	98.50	3.0	0.0	97.25	4.5	1.0	99.25	1.5	0.0
0.3	OPA	71.00	7.0	51.0	80.75	12.0	26.5	76.50	5.5	41.5
	SoC	69.50	7.0	54.0	79.00	12.0	30.0	71.75	5.5	51.0
	MBA	57.25	7.0	78.5	60.50	12.0	67.0	77.25	5.5	40.0
	EzStego	64.75	7.0	63.5	65.50	12.0	57.0	78.75	5.5	37.0
	S-Tools4	96.25	7.0	0.5	87.00	12.0	14.0	97.25	5.5	0.0
	Gif-it-up	84.50	7.0	24.0	78.50	12.0	31.0	96.50	5.5	1.5

2.2.2 混合训练模型检测混合隐密图像

隐密分析者往往需要对多种类型隐密图像的混合图像做出有效的分析和检测,对混合隐密图像的检测能力是隐密分析算法通用隐密分析能力的进一步体现.使用混合训练模型检测由 200 张自然图像和 200 张混合隐密图像(OPA,SoC,MBA,EzStego,S-Tools4,Gif-it-up 这 6 种类型隐密图像混合)组成的待测图像.

表 3 中的实验结果表明,1.0bpp,0.5bpp,0.3bpp 这 3 种嵌入率下,本文算法的训练模型对混合隐密图像的检测正确率高于文献[18,23]算法,且虚警率和漏检率也为 3 种算法中最低.可见,本文算法通用隐密分析的能力为三者中最强.

Table 3 Detection results of mixed training model for mixed type stego images

表 3 混合训练模型检测混合隐密图像实验结果

嵌入率 (bpp)	文献[18]			文献[23]			本文		
	A (%)	F (%)	M (%)	A (%)	F (%)	M (%)	A (%)	F (%)	M (%)
1.0	91.75	3.5	13.0	92.00	4.5	11.5	98.75	0.5	2.0
0.5	84.50	3.0	28.0	84.75	4.5	26.0	92.75	1.5	13.0
0.3	76.00	7.0	41.0	71.25	12.0	45.5	86.25	5.5	22.0

2.3 算法时间效率测试实验

在飞速发展的互联网中,隐密图像很可能被不法分子利用并高速传播,如何快速地对隐密图像的检测,成为隐密分析的关键问题.因此,时间效率是隐密分析算法性能的另一重要体现.

分别测试本文、文献[18]、文献[23]的 3 种算法提取 100 张自然图像及 1.0bpp,0.5bpp,0.3bpp 嵌入率下 OPA, SoC,MBA,EzStego,S-Tools4,Gif-it-up 各 100 张隐密图像特征所用时间.表 4 列出了实验结果,其中, T 为提取 100 张图像特征所用的总时间, V 为提取 1 张图像特征平均所用时间.

从表 4 可以清晰看出,本文算法提取图像特征所用时间为三者中最少,提取一张图像特征平均用时约为文献[18]算法的 1/2,且不足文献[23]算法的 1/100.算法时间效率依次为:本文算法、文献[18]算法、文献[23]算法.文献[18]算法时间效率低于本文算法的主要原因在于:其利用颜色相关图技术提取图像特征时,需对每个像素统计与该像素颜色相同且距离为 1 的像素个数,得到 1 个 256×256 的统计矩阵,并对该矩阵进行二维傅里叶变换.该计算过程时间复杂度较高,从而降低了算法的时间效率.文献[23]算法则需计算 R,G,B 通道以及 R,G,B 通道

两两之间水平、垂直、主对角线 3 个方向共 18 个大小为 511×511 的二维差分直方图,并对每个二维差分直方图进行二维傅里叶变换.由于直方图维度高,导致计算二维傅里叶变换时的时间复杂度很高,将耗费大量时间,因此算法时间效率低.本文算法在提取特征时避免了类似的复杂计算,降低了算法时间复杂度.

综上,本文算法提取特征用时少,时间效率高,从而有利于实现对隐密图像的实时检测.

Table 4 Time efficiency of computing features

表 4 特征提取时间效率测试实验结果

图像类型	嵌入率 (bpp)	图像数量	文献[18]		文献[23]		本文	
			T (s)	V (s)	T (s)	V (s)	T (s)	V (s)
自然	0.0	100	65.09	0.650 9	3 636.83	36.37	32.88	0.328 8
OPA	1.0	100	65.58	0.655 8	3 647.29	36.47	33.05	0.330 5
	0.5	100	65.09	0.650 9	3 646.51	36.46	32.71	0.327 1
	0.3	100	65.03	0.650 3	3 612.15	36.12	32.51	0.325 1
SoC	1.0	100	65.08	0.650 8	3 643.86	36.44	32.65	0.326 5
	0.5	100	64.95	0.649 5	3 643.39	36.43	32.55	0.325 5
	0.3	100	64.92	0.649 2	3 642.29	36.42	32.27	0.322 7
MBA	1.0	100	65.80	0.658 0	3 645.73	36.46	33.15	0.331 5
	0.5	100	65.27	0.652 7	3 644.01	36.44	32.93	0.329 3
	0.3	100	65.11	0.651 1	3 643.23	36.43	32.66	0.326 6
EzStego	1.0	100	65.55	0.656 5	3 645.10	36.45	33.07	0.330 7
	0.5	100	65.22	0.652 2	3 643.08	36.43	32.74	0.327 4
	0.3	100	65.17	0.651 7	3 641.99	36.42	32.58	0.325 8
S-Tools4	1.0	100	65.53	0.655 3	3 653.22	36.53	32.57	0.325 7
	0.5	100	64.88	0.648 8	3 643.70	36.43	31.59	0.315 9
	0.3	100	64.86	0.648 6	3 642.14	36.42	30.93	0.309 3
Gif-it-up	1.0	100	66.39	0.663 9	3 651.19	36.51	32.43	0.324 3
	0.5	100	65.05	0.650 5	3 646.82	36.47	32.33	0.323 3
	0.3	100	65.03	0.650 3	3 641.20	36.41	32.32	0.323 2

3 结束语

本文从 GIF 图像的结构特点与隐密信息的嵌入对图像像素间颜色相关性的破坏以及对图像纹理的影响出发,提出了一种基于差分零系数和索引共生矩阵的 GIF 图像隐密分析算法.理论分析与实验结果表明,本文算法对多种典型的 GIF 图像隐密算法与隐密工具均具有良好的检测效果,具备通用隐密分析的能力,在保证检测能力的同时提高了时间效率,实用性较强.进一步的工作重点在研究如何提高 0.1bpp 较低嵌入率情况下对各种 GIF 图像隐密术的检测性能.

References:

- [1] Gul G, Kurugollu F. SVD-Based universal spatial domain image steganalysis. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2010,5(2):349–353. [doi: 10.1109/TIFS.2010.2041826]
- [2] Westfeld A, Pfitzmann A. Attacks on steganographic systems. In: Pfitzmann A, ed. *Proc. of the 3rd Information Hiding Workshop*. LNCS 1768, Dresden: Springer-Verlag, 2000. 61–75. [doi: 10.1007/10719724_5]
- [3] Fridrich J, Goljan M, Du R. Detecting LSB steganography in color and gray-scale images. *IEEE Multimedia*, 2001,8(4):22–28. [doi: 10.1109/93.959097]
- [4] Dumitrescu S, Wu XL, Wang Z. Detection of LSB steganography via sample pair analysis. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2003, 51(7):1995–2007. [doi: 10.1109/TSP.2003.812753]
- [5] Harmsen JJ, Pearlman WA. Steganalysis of additive-noise modelable information hiding. In: *Proc. of the SPIE, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents V*. SPIE 5020. 2003. 131–142. [doi: 10.1117/12.476813]
- [6] Zhao T, Ping XJ. Reliable detection of spatial LSB steganography based on difference histogram. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2004,15(1):151–158 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/151.htm>
- [7] Sun ZW, Hui MM, Guan C. Steganalysis based on co-occurrence matrix of differential image. In: *Proc. of the 4th Int'l Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*. Harbin: Computer Society, 2008. 1097–1100. [doi: 10.1109/IIH-MSP.2008.176]

- [8] Liu QZ, Sung AH, Qiao MY. Neighboring joint density-based JPEG steganalysis. *ACM Trans. on Intelligent Systems and Technology*, 2011,2(2):1–16. [doi: 10.1145/1899412.1899420]
- [9] Pevný T, Fridrich J, Ker AD. From blind to quantitative steganalysis. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2012, 7(2):445–454. [doi: 10.1109/TIFS.2011.2175918]
- [10] Xu CY, Ping XJ. Video steganalysis based on spatial-temporal correlation. *Journal of Image and Graphics*, 2010,15(9):1331–1337 (in Chinese with English abstract).
- [11] Su YT, Zhang CQ, Zhang CT. A video steganalytic algorithm against motion-vector-based steganography. *Signal Processing*, 2011, 91(8):1901–1909. [doi: 10.1016/j.sigpro.2011.02.012]
- [12] Cao Y, Zhao XF, Feng DG. Video steganalysis exploiting motion vector reversion-based features. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012,19(1):35–38. [doi: 10.1109/LSP.2011.2176116]
- [13] Fridrich J, Du R. Secure steganographic method for palette images. In: Pfitzmann A, ed. *Proc. of the 3rd Information Hiding Workshop. LNCS 1768, Heidelberg: Springer-Verlag, 2000. 47–60.* [doi: 10.1007/10719724_4]
- [14] Fridrich J. A new steganographic method for palette-based images. In: *IS and T's 52nd Annual Conf. on Image Processing, Image Quality, Image Capture, Systems. Savannah: Society for Imaging Science and Technology, 1999. 285–289.*
- [15] Zhang XP, Wang SZ, Zhou ZY. Multibit assignment steganography in palette images. *IEEE Signal Processing Letters*, 2008,15: 553–556. [doi: 10.1109/LSP.2008.2001117]
- [16] Fridrich J, Goljan M, Soukal D. Higher-Order statistical steganalysis of palette images. In: *Proc. of the SPIE, Electronic Imaging. Santa: SPIE, 2003. 178–190.* [doi: 10.1117/12.473140]
- [17] Lyu S, Farid H. Steganalysis using higher-order image statistics. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2006,1(1): 111–119. [doi: 10.1109/TIFS.2005.863485]
- [18] Zhao H, Wang HX, Muhammad KK. Steganalysis for palette-based images using generalized difference image and color correlogram. *Signal Processing*, 2011,91(11):2595–2605. [doi: 10.1016/j.sigpro.2011.05.015]
- [19] Chang CC, Lin CJ. LIBSVM: A library for support vector machines. 2001. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [20] Schaefer G, Stich M. UCID—An uncompressed color image database. In: *Proc. of the SPIE, Storage and Retrieval Methods and Application for Multimedia. San Jose: SPIE, 2004. 472–480.* [doi: 10.1117/12.525375]
- [21] Haralick RM, Shanmugan K, Dinstein I. Texture feature for image classification. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, 1973,3(6):610–621. [doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314]
- [22] Yang SY. *Patten Recognition and Intelligent Computing: Technical Implementation Through Matlab*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008. 18–19 (in Chinese).
- [23] Deng QL. The blind detection of information hiding in color image. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Engineering and Technology*. 2010. 346–348. [doi: 10.1109/ICCET.2010.5485457]

附中中文参考文献:

- [6] 张涛,平西建.基于差分直方图实现 LSB 信息伪装的可靠检测.软件学报,2004,15(1):151–158. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/151.htm>
- [10] 徐长勇,平西建.基于时空相关性的视频隐密分析.中国图像图形学报,2010,15(9):1331–1337.
- [22] 杨淑莹.模式识别与智能计算:Matlab 技术实现.北京:电子工业出版社,2008.18–19.



巩锐(1989—),男,河南商丘人,博士生,主要研究领域为数字图像隐密分析。
E-mail: gongruicx@163.com



王宏霞(1973—),女,博士,教授,博士生导师,CCF 会员,主要研究领域为多媒体信息安全,信息隐藏与数字水印,数字取证,图像/音视频信息处理。
E-mail: hxwang@home.swjtu.edu.cn