

基于颜色梯度矩阵的通用型 RGB 图像隐写分析

蔡科^{1,2*}, 谢冬青¹

(1. 广州大学 计算机科学与教育软件学院, 广州 510006; 2. 网络与数据安全四川省重点实验室, 成都 611731)

(* 通信作者电子邮箱 qikersa@163.com)

摘要:针对隐写所导致的 RGB 彩色图像颜色梯度的改变,提出一种基于颜色梯度矩阵的 RGB 图像隐写分析方法。算法计算 RGB 图像颜色梯度方向矩阵及梯度和矩阵,提取梯度能量、梯度均值、梯度方差、梯度熵等 16 维向量构造隐写分类特征,采用支持向量机(SVM)分类器进行隐写判别。实验结果表明,该算法可以较为准确地检测彩色图像 JSteg、F5、OutGuess、Steghide、MB1 等隐写,适用于 RGB 图像隐写的检测,具有较好的通用性。

关键词:隐写分析; RGB 图像; 颜色梯度矩阵; 颜色相关性; 支持向量机

中图分类号:TP309.7; TP911.73 **文献标志码:**A

Universal steganalysis for RGB images based on color gradient matrix

QI Ke^{1,2*}, XIE Dongqing¹

(1. School of Computer Science and Educational Software, Guangzhou University, Guangzhou Guangdong 510006, China;

2. Network and Data Security Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu Sichuan 611731, China)

Abstract: A steganalysis algorithm for RGB images based on color gradient matrix was proposed in this paper. The algorithm was constructed with color gradient matrix of the RGB image, and 16-dimensional statistical features, including gradient asymmetry, gradient energy, gradient mean, gradient variance, gradient entropy and so on. Support Vector Machine (SVM) took the 16-dimensional statistical features to detect hidden message in RGB images. The experimental results indicate that the proposed algorithm realizes the reliable steganalysis of JSteg, F5, OutGuess, Steghide and MB1, which is suitable for universal steganalysis for RGB images.

Key words: steganalysis; RGB image; color gradient matrix; color correlation; Support Vector Machine (SVM)

0 引言

隐写分析是信息隐藏领域的重要研究内容。它主要是利用隐写信息的嵌入引起原始载体数据统计特性的改变来检测、提取或破坏隐藏在载体数据中的秘密消息。

传统的彩色图像隐写分析技术主要分两类:专用隐写分析和盲隐写分析。专用隐写分析是针对某种特定的隐写算法,如 Kong 等^[1]提出利用彩色图像 HIS (Hue, Saturation, Intensity) 颜色空间的色度分量进行隐写分析,陈铭等^[2]提出基于区域相关性的最不重要位 (Least Significant Bit, LSB) 匹配隐写分析, Lee 等^[3]提出 Color Cube 方法检测彩色图像 LSB 隐写,具有针对性强、适用性不广的特性。

彩色图像盲隐写分析则可用于攻击多种隐写方法,如 Lyu 等^[4]对 RGB 3 个通道分别计算 3 级小波分解系数的水平、垂直和对角方向统计量及其线性预测误差统计量,构造了 144 个特征向量进行盲隐写分析;陈丹等^[5]从彩色图像的亮度分量提取 3 级小波分解系数统计量和系数误差统计量,结合滤波前后图像之间的矢量方向相关度来度量色度的改变量,构造 49 个分类特征向量进行盲隐写分析;Tu 等^[6]利用彩色图像 YUV 颜色空间的亮度和色度分量,分别在离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 和离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT) 域提取系数特征函数矩,进行盲隐写分析;毛家发等^[7]提出基于攻击的彩色图像盲隐写分析,分

别对 R、G、B 3 个颜色通道提取空域梯度能量以及在亮度空间提取 DCT 系数能量,构造 2 维特征向量;孙文颀等^[8]依据隐写导致图像 DCT 系数分布、空域像素值平坦性以及颜色空间一致性的改变,提取 DCT 系数分布模型背离程度、空域相关性和色度分量相关性等 10 维特征,检测彩色 JPEG 图像隐写;毛家发等^[9]提出基于净图的彩色图像通用隐写算法,在彩色图像的 RGB 三个通道分别提取纹理特征和虚特征值特征,共 150 维特征,经过特征降维后检测彩色图像是否含密。就目前而言,针对彩色图像的盲隐写分析方法较少,但是以其较强的适用性受到更多研究者的关注。

可以看到,上述彩色图像盲隐写分析算法对彩色图像逐通道提取 RGB 通道的特性,或者在 YUV 颜色空间的亮度和色度分量提取特征,忽视或弱化了颜色通道的相关性,从而导致在低嵌入率时,算法误检率较高。

本文分析隐写嵌入对 RGB 彩色图像颜色通道相关性的影响,提出一种基于颜色梯度矩阵的 RGB 彩色图像盲隐写分析算法。算法计算描述颜色通道相关性的梯度矩阵及梯度和矩阵,提取梯度能量、梯度均值、梯度方差、梯度熵共 16 维向量构造隐写分析特征向量。实验结果表明,所提出的新算法对 RGB 彩色图像隐写具有较好的检测效果,可以实现 RGB 彩色图像隐写的可靠检测,具有误检率低的特点。

1 RGB 彩色图像颜色相关性分析

RGB 彩色图像的 R、G、B 三颜色通道之间有着强相关性

收稿日期:2013-04-22;修回日期:2013-05-31。 基金项目:广东省自然科学基金资助项目 (S2012010010004);广州市科技计划项目 (12C042011790);广州市属高校科研计划项目 (2012A076);羊城学者计划 (10A033D);网络与数据安全四川省重点实验室 2011 开放项目。

作者简介:蔡科 (1972-),男,湖南衡阳人,副教授,博士研究生,主要研究方向:信息隐藏及分析、图像处理、PKI/PMI; 谢冬青 (1965-),男,湖南益阳人,教授,博士生导师,主要研究方向:网络安全、密码学。

(B-R:0.78, R-G:0.98, G-B:0.94), 各个方向上的相邻像素间也有很强的相关性^[10], 这种相关性表现在两个方面: 改变像素的亮度或色度必须同时修改 3 个颜色通道的值; 改变像素任何一个通道的值, 其他两个通道的值将相应地改变。

设 $M \times N$ 彩色图像 m 横向颜色梯度与纵向颜色梯度分别为横向相邻像素间和纵向相邻像素间第 i ($i \in \{1, 2, 3\}$) 颜色通道之间的差值, 即:

$$u_{i,x} = \begin{cases} u_i(x,y) - u_i(x-1,y), & x \in [2, N], y \in [1, M] \\ u_i(x,y) - u_i(N,y), & x = 1, y \in [1, M] \end{cases}$$

$$u_{i,y} = \begin{cases} u_i(x,y) - u_i(x,y-1), & y \in [2, M], x \in [1, N] \\ u_i(x,y) - u_i(x,M), & y = 1, x \in [1, N] \end{cases}$$

为了度量 RGB 三颜色通道间的相关性, 定义颜色梯度和矩阵及颜色梯度方向矩阵如下:

1) 颜色梯度和矩阵为 $m(x,y)$, 描述 RGB 颜色通道内梯度差异的总和, 衡量的是所有颜色通道相关性的总和。其中

$$m(x,y) = \sum_{i=1}^3 u_{i,x}^2 + \sum_{i=1}^3 u_{i,y}^2 \quad (x \in [1, N], y \in [1, M])$$

2) 通道间颜色梯度方向矩阵为 $m_{12}(x,y) = (u_{1,x}u_{2,y} - u_{2,x}u_{1,y})$, $m_{13}(x,y) = (u_{1,x}u_{3,y} - u_{3,x}u_{1,y})$ 和 $m_{23}(x,y) = (u_{2,x}u_{3,y} - u_{3,x}u_{2,y})$, 分别表示每两个颜色通道 (B-R, R-G, G-B) 间方向梯度的差异, 衡量的是颜色通道间方向梯度差异, 能够刻画各颜色通道间的相关性和相互影响。

分别计算上述 4 个矩阵, 用于度量 RGB 彩色图像颜色通道间的相关性。由于采用了差分形式, 其对颜色相关性的变化具有高敏感性。

彩色图像隐写在 RGB 的颜色通道隐藏信息, 或在变换后的灰度或亮度信号等通道中隐藏信息, 信息嵌入势必改变某些像素颜色值, 因此相邻像素之间的颜色梯度 $u_{i,x}$ 和 $u_{i,y}$ 将会变化, 导致颜色梯度和矩阵 $m(x,y)$ 及通道间颜色梯度方向矩阵 $m_{12}(x,y)$, $m_{13}(x,y)$, $m_{23}(x,y)$ 发生变化, 故通过分析隐写前后颜色梯度和矩阵及通道间梯度方向矩阵的变化, 可以实现彩色图像隐写分析。

2 基于颜色梯度矩阵的 RGB 图像隐写分析

2.1 特征提取

隐写分析的本质在于提取能敏感反映隐写信息嵌入而导致的图像差异, 构造隐写分析的特征向量。如上章所述, 颜色梯度和矩阵 $m(x,y)$ 及通道间颜色梯度方向矩阵 $m_{12}(x,y)$, $m_{13}(x,y)$, $m_{23}(x,y)$ 能够反映隐写信息嵌入而导致的图像像素值变化, 因此, 基于上述 4 个度量 RGB 彩色图像颜色通道间相关性的颜色梯度矩阵, 提取 16 维特征向量用于隐写分析。

由于不同的彩色图像内容和色彩变化差异大, 因此在预处理操作中, 将上述 4 个矩阵中的元素分别以 z-score 标准化处理, 实现彩色图像颜色梯度和矩阵与通道间颜色梯度方向矩阵的归一化, 得到归一化后的矩阵: $m^{std}(x,y)$ 和 $m_{12}^{std}(x,y)$, $m_{13}^{std}(x,y)$, $m_{23}^{std}(x,y)$, 然后分别计算如下 16 个特征量。

1) 梯度能量

$$T_1 = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m(x,y)^2$$

$$T_2 = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{12}(x,y)^2$$

$$T_3 = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{13}(x,y)^2$$

$$T_4 = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{23}(x,y)^2$$

2) 梯度均值:

$$T_5 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m(x,y)$$

$$T_6 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{12}(x,y)$$

$$T_7 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{13}(x,y)$$

$$T_8 = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{23}(x,y)$$

3) 梯度方差:

$$T_9 = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (m(x,y) - T_5)^2}$$

$$T_{10} = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (m_{12}(x,y) - T_6)^2}$$

$$T_{11} = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (m_{13}(x,y) - T_7)^2}$$

$$T_{12} = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (m_{23}(x,y) - T_8)^2}$$

4) 梯度熵:

$$T_{13} = - \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m(x,y) \text{lb } m(x,y)$$

$$T_{14} = - \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{12}(x,y) \text{lb } m_{12}(x,y)$$

$$T_{15} = - \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{13}(x,y) \text{lb } m_{13}(x,y)$$

$$T_{16} = - \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M m_{23}(x,y) \text{lb } m_{23}(x,y)$$

2.2 基于支持向量机的隐写分析算法

以 2.1 节中所述的 16 个特征量组成的特征向量作为待测 RGB 彩色图像的特征向量, 以支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 为分类器, 进行隐写分析。则基于颜色梯度矩阵的通用型 RGB 图像隐写分析算法如下。

算法 RGB 彩色图像隐写分析算法。

输入 待检测彩色图像为 $M \times N$ 彩色图像 m ;

输出 分析结果, 若 $output = +1$, 则为掩密彩色图像; $output = -1$, 则为非掩密彩色图像。

步骤 1 对 m 求各通道横向颜色梯度 $u_{i,x}$ 和纵向颜色梯度 $u_{i,y}$ 。

步骤 2 求颜色梯度和矩阵 $m(x,y)$, 以及通道间颜色梯度方向矩阵 $m_{12}(x,y)$, $m_{13}(x,y)$, $m_{23}(x,y)$, 并用 z-score 方法进行预处理, 得到归一化的矩阵 $m^{std}(x,y)$ 和 $m_{12}^{std}(x,y)$, $m_{13}^{std}(x,y)$, $m_{23}^{std}(x,y)$ 。

步骤 3 计算梯度能量、梯度均值、梯度方差、梯度熵, 得到 $T_1 \sim T_{16}$ 共 16 个特征量, 则 $T_1 \sim T_{16}$ 即为待检测图像的基于颜色梯度矩阵的特征向量。

步骤 4 用 SVM 作为分类器进行分类判别。如 $output = +1$, 则为含掩彩色图像; $output = -1$, 则为非掩密彩色图像。

3 实验结果与分析

3.1 测试样本

为了测试本文算法的性能, 从 Philip 图像数据库^[11]中随

机选取空域 RGB 格式彩色图像 1 000 幅进行测试,测试图像包括风景、人物肖像和建筑。实验时,所有 BMP 格式彩色图像统一剪切为 256 × 256 大小。

实验采用随机 LSB 隐写 JSteg、F5、OutGuess0.2、Steghide、MB1 隐写共 5 种隐写方法,随机选择 R、G、B 三个颜色通道中的一个通道嵌入信息,嵌入率分别为 0.1 bpp、0.2 bpp、0.3 bpp、0.4 bpp。

实验中,采用 LibSvm^[12] 支持向量机作为分类器,分类器核函数选择径向基函数(Radial Basis Function, RBF),其他参数均选用默认值。在 1 000 幅 RGB 彩色图像中随机选取 800 幅作为训练样本,分别用上述隐写方法嵌入信息后用于训练;

剩下各 200 幅作为测试样本,用于测试。

实验中,将文献[4]算法和文献[5]算法及本文算法进行了性能对比。其中:文献[4]算法分别在 RGB 三个颜色通道中计算小波统计量,构造了 144 个分类特征向量;文献[5]算法将彩色图像转化为 YUV 空间后在亮度和色度分量上进行检测,构造了 49 个分类特征向量;而本文算法使用了 16 维分类特征向量。

3.2 实验结果分析

表 1 为针对 RGB 彩色图像的检测结果,分别为 3 种检测算法对 5 种隐写方法在 4 种嵌入率下的真阳性率(TP)和假阳性率(FP),以及检测准确率。

表 1 BMP 格式彩色图像的检测结果

隐写方法	嵌入量 /bpp	文献[4]算法			文献[5]算法			本文算法		
		TP	FP	准确率	TP	FP	准确率	TP	FP	准确率
JSteg	0.1	66.2	33.7	66.3	70.8	32.5	69.2	74.1	26.2	74.0
	0.2	69.9	30.9	69.5	73.4	26.5	73.5	76.4	21.7	77.4
	0.3	72.8	25.2	73.8	76.7	20.1	78.3	82.1	14.5	83.8
	0.4	78.3	20.5	78.9	82.3	15.2	83.6	86.3	11.2	87.6
F5	0.1	59.6	36.7	61.5	71.8	34.5	68.7	77.1	23.2	77.0
	0.2	64.4	32.6	65.9	78.4	28.7	74.9	82.2	17.6	82.3
	0.3	71.8	25.2	73.3	85.7	20.1	82.8	85.1	10.5	87.3
	0.4	76.3	20.5	77.9	92.3	13.2	89.6	90.3	7.2	91.6
OutGuess	0.1	58.7	40.5	59.1	64.1	36.9	63.6	71.2	25.6	72.8
	0.2	61.2	31.6	64.8	70.4	32.2	69.1	77.4	17.8	79.8
	0.3	75.4	28.8	73.3	83.6	21.4	81.1	90.6	17.6	86.5
	0.4	87.1	9.7	88.7	91.8	9.4	91.2	94.9	7.3	93.8
Steghide	0.1	55.4	38.1	58.7	65.7	35.8	65.0	71.3	28.4	71.5
	0.2	60.9	33.9	63.5	72.4	25.5	73.5	75.4	20.7	77.4
	0.3	77.3	27.8	74.8	85.3	19.8	82.8	82.9	14.3	84.3
	0.4	88.6	19.2	84.7	87.9	13.2	87.4	88.7	10.4	89.2
MB1	0.1	52.7	44.1	54.3	58.3	40.5	58.9	59.2	24.8	67.2
	0.2	62.2	39.4	61.4	64.1	32.7	65.7	66.5	15.7	75.4
	0.3	77.5	32.6	72.5	74.4	24.2	75.1	76.5	21.3	77.6
	0.4	82.9	22.3	80.3	80.5	16.7	81.9	83.3	13.3	85.0
平均值		70.0	29.7	70.1	76.5	25.0	75.8	79.6	17.5	81.1

分析表 1 的数据,可以得出以下结论:

1) 本文算法检测准确率平均值为 81.1%,比文献[4]算法(70.1%)和文献[5]算法(79.6%)要高;但是在低嵌入率的情况下,本文算法假阳性率(最高为 28.4%)远远低于文献[5]算法的假阳性率(最高达 36.9%),说明本文算法在低嵌入率下仍然有效,而文献[5]算法在低嵌入率下已失效。分析其原因在于:文献[5]算法在彩色图像转换后的 YUV 空间检测;而文献[4]算法则简单地分别在 RGB 三个颜色通道检测,因而不可避免地弱化或丢失了彩色图像三颜色通道相关性的信息,导致检测率低和假阳性率较高;而本文算法则提取基于颜色梯度的特征量,可以准确地刻画隐写前后彩色图像三颜色通道相关性信息,因而检测率高于其他两种方法,同时假阳性率低于其他两种方法。

2) 实验测试了不同嵌入率下的检测率,可以看出,随着隐藏信息量的增加,文献[4]和文献[5]算法的检测率都有所提高,而本文算法的性能则增强显著。以实验中的最大嵌入率为参照,本文算法可达到 90% 以上的检测率,高于其他二种算法。这种情况出现的原因在于:随着嵌入量的增加,隐写后的彩色图像颜色梯度的变化更为剧烈,使分类可靠性更高。

在配置为 Intel Pentium Dual Core 2 GHz 处理器,2 GB 内存的 PC 上,Matlab12.0 环境下,针对 200 幅测试样本的平均检测时间如表 2 所示。

表 2 检测时间比较

算法	特征向量 维数	每幅平均 分类时间/s	每幅平均 检测时间/s
文献[4]算法	144	3.844	8.457
文献[5]算法	49	1.789	5.846
本文算法	16	0.835	4.983

从表 2 可知,本文算法在检测阶段,分类所用特征向量仅为 16 维,因此平均分类时间为 0.835 s/幅,低于文献[4]和文献[5]算法的分类时间;而且本文平均检测时间为 4.983 s/幅,也低于文献[4]和文献[5]算法。因为本文算法只需要对 16 个特征向量进行矩阵运算和分类判别,因此计算量较少,所用分类时间和检测时间均较短。

4 结语

本文提出了一种基于颜色梯度矩阵的 RGB 彩色图像通
(下转第 2873 页)

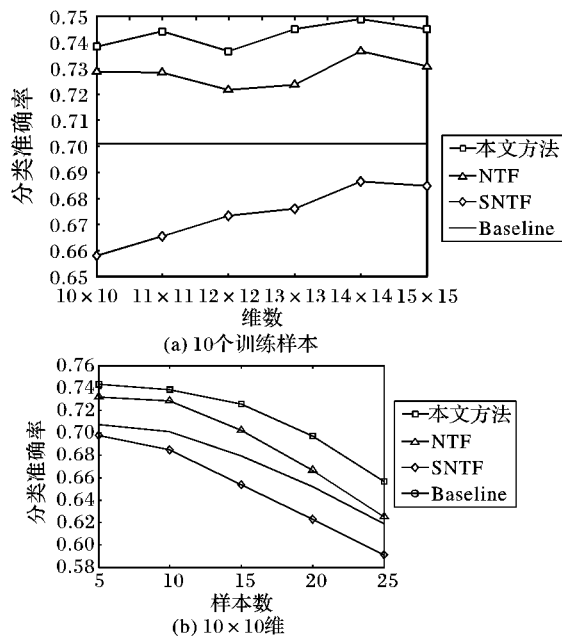


图 2 Binary Alphanum digits 分类准确度比较

4 结语

为了保持图像数据空间的几何结构,选用非负张量分解进行降维,同时,结合子空间中数据的稀疏约束,提出了一个基于反馈稀疏约束的非负张量分解的目标函数,利用拉格朗日方法对该目标函数进行参数的求解,最后对图像进行分类实验,与其他算法相比本文算法可以有效提高图像分类的准确率。

参考文献:

- [1] LEE D D, SEUNG H S. learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. *Nature*, 1999, 401(6755): 788 - 791.
- [2] CAI D, HE X F, HAN J W. Graph regularized non-negative matrix factorization for data representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1548 - 1560.

(上接第 2870 页)

用型隐写分析方法,应用颜色梯度矩阵提取梯度能量、梯度均值、梯度方差、梯度熵等 16 维向量构造隐写分类特征。实验结果表明,本文算法能以平均 81.1% 的准确率识别 RGB 彩色图像隐写,说明了隐写分析中引入颜色通道间相关性作为检测特征的有效性。

进一步的研究工作主要包括两方面:一是对图像颜色梯度的其他特征量进行深入研究,进一步提高隐写分析的准确率,并将其应用于其他类型的隐写分析;二是对彩色图像进行分块划分,提取代表性分块进行颜色梯度分析,提高分析效率,将算法应用于实时检测。

参考文献:

- [1] KONG X W, LIU W F, YOU X G. Secret message location steganalysis based on local coherences of Hue[C]// *Proceedings of the 2005 Advances in Multimedia Information Processing*, LNCS 3768. Berlin: Springer, 2005: 301 - 311.
- [2] 陈铭, 张茹, 刘凡凡. 基于区域相关性的 LSB 匹配隐写分析[J]. *通信学报*, 2010, 31(3): 1 - 11.
- [3] LEE K, JUNG C H, LEE S J, *et al.* Color cube analysis for detection of LSB steganography in RGB color images[C]// *Proceedings of the 2005 Computational Science and Its Applications*, LNCS 3481. Berlin: Springer, 2005: 537 - 546.

- [3] OUHSAIN M, HAMZA B A. Image watermarking scheme using nonnegative matrix factorization and wavelet transform[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 2123 - 2129.
- [4] WELLING M, WEBER M. Positive tensor factorization[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2001, 22(12): 1255 - 1261.
- [5] LIU J, LIU J, WONKA P, *et al.* Sparse non-negative tensor factorization using columnwise coordinate descent[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(1): 649 - 656.
- [6] CONG F Y, PHAN A H, ASTIKAINEN P. Multi-domain feature of event-related potential extracted by nonnegative tensor factorization: 5 vs. 14 electrodes EEG data[C]// *Proceedings of the 10th International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation*. Berlin: Springer-Verlag, 2012: 502 - 510.
- [7] HOYER P O. Nonnegative matrix factorization with sparseness constraints[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2004, 5(12): 1457 - 1469.
- [8] CICHOCKI A, ZDUNEK R, AMARI S. Csiszar's divergences for nonnegative matrix factorization family of new algorithms[C]// *Proceedings of the 6th International Conference on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation*, LNCS 3889. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 32 - 39.
- [9] MURAKAMI T, KROONENBERG P M. Three-mode models and individual differences in semantic differential data[J]. *Multivariate Behavioral Research*, 2003, 38(2): 247 - 283
- [10] LATHAUWER L D. Signal processing based on multilinear algebra [D]. Katholieke, Belgium: University of Leuven, 1997.
- [11] HARSHMAN R A. Foundations of the PARAFAC procedure: models and conditions for an "explanatory" mul-modal factor analysis [J]. *UCLA Working Papers in Phonetics*, 1970, 16: 1 - 84.
- [12] TUEKER L R. Some mathematical notes of three-mode factor analysis[J]. *Psychometrika*, 1966, 31(3): 279 - 311.
- [13] ROWEIS S. Data for Matlab hackers [DB/OL]. [2013-02-01]. <http://www.cs.nyu.edu/~roweis/data.html>.

- [4] LYU S, FRAID H. Steganalysis using color wavelet statistics and one-class support vector machines[C]// *Proceedings of the 2004 SPIE Symposium on Electronic Imaging*. San Jose, CA : SPIE, 2004: 35 - 45.
- [5] 陈丹, 陈原, 王育民. 一种针对彩色图象的泛盲掩密分析方案[J]. *电子与信息学报*, 2005, 27(10): 1542 - 1549.
- [6] TU Y L, GONG S R. Universal steganalysis using color correlation and feature fusion[C]// *Proceedings of the 2008 International Symposium on Information Science and Engineering*. Piscataway: IEEE, 2008: 107 - 111.
- [7] 毛家发, 林家骏, 戴蒙. 基于图像攻击的隐藏信息盲检测技术[J]. *计算机学报*, 2009, 32(2): 318 - 327.
- [8] 孙文颀, 刘婷婷, 张新鹏, 等. 彩色图像通用隐写分析的多类统计特征[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(10): 1914 - 1917.
- [9] 毛家发, 林家骏. 基于净图描述的通用隐写分析技术[J]. *计算机学报*, 2010, 33(3): 569 - 579.
- [10] PALUS H. Representations of color images in different color spaces [M]. London: Chapman & Hall, 1998: 67 - 92.
- [11] PHILIP G. Adding images to your site[EB/OL]. [2013-01-20]. <http://philip.greenspun.com>.
- [12] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[EB/OL]. [2013-01-20]. <http://www.csie.ntu.edu.tw>.