

# 基于位平面统计相关的支持向量机图像隐写分析算法<sup>\*</sup>

何军辉, 梁小萍, 李健乾, 黄继武  
(中山大学信息科学与技术学院, 广东 广州 510275)

**摘要:** 随着隐写技术的发展, 隐写分析引起了越来越多研究人员的关注。通过对隐写前后图像位平面的相关性分析, 提出一种空域 LSB 通用隐写分析算法。该算法只使用了 32 个特征统计量, 具有较低的计算复杂度。实验结果表明, 此算法对嵌入消息长度小于 0.3 bpp 的载密图像的检测准确率超过 90%, 多次实验也表明此算法具有很好的稳定性。

**关键词:** 隐写分析; 复杂度; 统计相关; 支持向量机

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2004) S2-0017-04

隐写术是近年提出的一种隐蔽通信新技术, 通过在公开信息中隐藏秘密消息来进行信息传送, 同时掩盖通信发生的事实。随着隐写技术的发展以及其应用的日益广泛, 开始有人利用隐写通信从事非法活动, 这无疑对国家乃至社会的稳定和安全是一个很大的潜在威胁。如何有效检测或阻止隐写通信, 受到越来越多研究人员的关注, 其中包括政府机构、军队、企业及个人等。

由于图像存在大量的冗余信息以及在互联网上的普遍应用, 隐写通信的载体媒体也以图像为主, 因此目前对隐写的分析研究主要围绕图像来进行。隐写分析的研究方法大体上可以分为两类: 一类是在分析隐写对载体图像所产生的影响基础上, 找出对隐写敏感的低阶或高阶统计量, 通过学习训练建立模型, 从而实现对未知图像进行检测分析, 判断是否存在秘密消息<sup>[1,2]</sup>; 另一类是针对某一种具体的隐写技术进行研究, 找出其固有的安全缺陷, 从而实现对其可靠的检测<sup>[3-7]</sup>。

第一类方法具有一定的通用性, 但使用统计量较多(文献[1]使用 72 个统计特征量), 统计量本身表征意义不明确, 很难定位真正对隐写敏感的统计量, 存在计算复杂以及收敛慢等问题; 第二类方法不具有通用性, 实际应用于盲检测时, 需要遍历或穷举相应隐写算法的隐写分析算法, 效率比较低。我们从对图像隐写前后的分析中发现, 隐写会改变图像位平面及其之间的规律性, 据此定义 32 个意义比较明确的统计特征量, 基于这些统计特征量, 提出一种支持向量机图像隐写分析方法。

## 1 图像位平面统计描述

### 1.1 隐写对图像位平面的影响

图像隐写前的较低位平面图像如图 1(a) 所示。通过观察可以发现: 在高位平面出现的随机纹理仍然会在低位平面的相同位置上出现, 同时从高位平面图像到低位平面图像, 随机纹理会逐渐增多, 图像特征变得越来越复杂, 由此可见, 相邻位平面之间以及同一位平面图像的像素之间都存在一定的相关性。

当在图像的低位平面隐写一定长度的强加密或伪随机秘密消息时, 位平面的相关性被破坏。如位平面的随机纹理特征消失, 同时相邻位平面之间随机纹理的渐进性也不复存在(见图 1(b))。随着秘密消息长度的增加, 最低位平面变得越来越复杂, 与其相邻的位平面之间相关性越来越弱。

### 1.2 复杂度定义

定义如下复杂度度量, 设  $[m, n]$  为图像块大小,  $a_{ij}$  是像素  $[i, j]$  的像素值。

(1) 水平方向复杂度  $C_h$

$$C_h = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n-1} (a_{ij+1} - a_{ij})^2}{m(n-1)} \quad (1)$$

(2) 垂直方向复杂度  $C_v$

$$C_v = \frac{\sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^n (a_{i+1j} - a_{ij})^2}{(m-1)n} \quad (2)$$

\* 收稿日期: 2004-09-11

基金项目: 国家杰出青年基金资助项目 (60325208); 国家自然科学基金资助项目 (60133020, 60172067); 广东省自然科学基金团队资助项目 (04205407)

作者简介: 何军辉 (1976 年生), 男, 博士生; 通讯联系人: 黄继武; E-mail: jsshjw@zsu.edu.cn

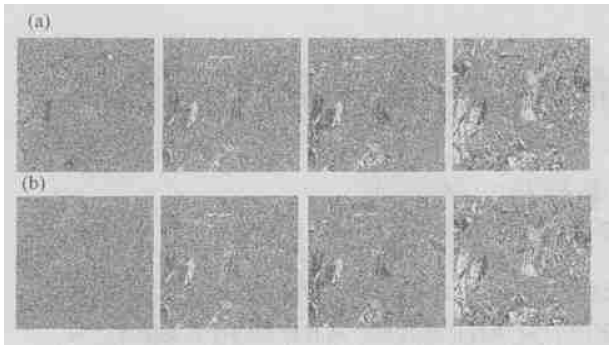


图 1 隐写前(a)和隐写 1 bpp 消息后(b)位平面图像  
Fig 1 Bit plane images without steganographic contents (a) and with steganographic contents of 1 bpp (b)  
从左到右为位平面 0、1、2 和 3

(3) 对角方向 (左上到右下) 复杂度  $C_d$

$$C_d = \frac{\sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} (a_{i+j+1} - a_{ij})^2}{(m-1)(n-1)} \tag{3}$$

(4) 反对角方向 (右上到左下) 复杂度  $C_r$

$$C_r = \frac{\sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} (a_{i+j} - a_{i+j+1})^2}{(m-1)(n-1)} \tag{4}$$

5) 综合复杂度  $C_m$

$$C_m = \frac{\left[ \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} (a_{ij+1} - a_{ij})^2 + \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^n (a_{ij+1} - a_{ij})^2 + \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} (a_{i+j+1} - a_{ij})^2 + \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} (a_{i+j} - a_{i+j+1})^2 \right]}{m(n-1) + n(m-1) + 2(m-1)(n-1)} \tag{5}$$

1.3 纹理测度定义

采用联合概率矩阵法对图像的纹理进行描述。像素  $(i, j)$  和像素  $(i+a, j+b)$  组成一对对, 该点对的灰度值  $g_1$  和  $g_2$  形成一值对  $(g_1, g_2)$ , 令  $(i, j)$  在整个图像上移动,  $(g_1, g_2)$  将取不同的值。设灰度值级数为  $k$ , 则  $g_1$  和  $g_2$  的组合共有  $k^2$  种, 对位平面图像来说, 像素灰度只有两种取值  $\{0, 1\}$ ,  $g_1$  和  $g_2$  的组合为  $(0, 1)$ ,  $(1, 0)$ ,  $(0, 0)$  和  $(1, 1)$ , 共 4 种。对整个位平面图像所有像素进行统计, 得到每一种组合值对  $(g_1, g_2)$  出现的次数, 将其排列成一个方阵, 再与所有  $(g_1, g_2)$  组合值出现的总次数进行比较, 将  $(g_1, g_2)$  组合值出现的次数归一化为出现的概率  $p(g_1, g_2)$ 。偏离值  $(a, b)$  取不同的数值组合, 可以得到不同的联合概率矩阵。

1.4 位平面统计特征量

设图像大小为  $[M, N]$ , 对其进行位平面分

解, 得到位平面图像, 从高到低记为位平面 7 (最高位平面)、位平面 6、...、位平面 0 (最低位平面)。对低位平面 0 和位平面 1 进行分块处理, 块大小为  $[m, n]$ , 对每一位平面图像块计算复杂度, 复杂度  $C_h, C_v, C_d, C_r$  和  $C_m$  的计算见式(1) — (5), 总共得到 10 个复杂度矢量(见式(6))。

$$C_k^s = \{C_k^s(1), C_k^s(2), C_k^s(3), \dots, C_k^s(l)\}$$
$$k = h, v, d, r, m \quad s = 0, 1$$
$$l = \left\lceil \frac{M}{m} \right\rceil * \left\lceil \frac{N}{n} \right\rceil \tag{6}$$

针对这 10 个复杂度矢量, 选取如下统计量:

(1) 位平面 0 各复杂度矢量的平均值 (共 5 个)  $C_h^0, C_v^0, C_d^0, C_r^0, C_m^0$ ;

(2) 位平面 0 各复杂度矢量的皮尔逊相关值 (共 10 个)

$$P(C_i^0, C_j^1), i, j = h, v, d, r, m, i \neq j;$$

(3) 位平面 0 和 1 之间对应的复杂度矢量之间的 Pearson 相关值 (共 5 个)

$$P(C_i^0, C_j^1), i, j = h, v, d, r, m, i = j$$

针对位平面 0, 当偏离值  $(a, b)$  取  $(1, 0)$ 、 $(0, 1)$  和  $(1, 1)$  3 种不同值时, 可以得到 3 个联合概率矩阵 (概率值共 12 个), 如下所示:

$$p_{ab}(g_1, g_2), (a, b) = (1, 0), (0, 1), (1, 1),$$
$$i = 0, 1, j = 0, 1$$

|                |                |                |                |                |                |
|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| $p_{10}(0, 0)$ | $p_{10}(0, 1)$ | $p_{01}(0, 0)$ | $p_{01}(0, 1)$ | $p_{11}(0, 0)$ | $p_{11}(0, 1)$ |
| $p_{10}(1, 0)$ | $p_{10}(1, 1)$ | $p_{01}(1, 0)$ | $p_{01}(1, 1)$ | $p_{11}(1, 0)$ | $p_{11}(1, 1)$ |

2 支持向量机隐写分析算法

2.1 核函数的选择

支持向量机常用的核函数有线性、多项式、径向基 RBF 和 Sigmoid 函数等类型。由于 RBF 某些特定的参数组合  $(C, \gamma)$  可以取得和线性核和 Sigmoid 核同样的性能<sup>[8]①</sup>, 因此本实验采用径向基 RBF (radius basis function) 函数  $K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$  为核函数。

2.2 图像隐写分析

2.2.1 实验图像 从 www.photo.net 图像库中随机选取 498 幅彩色 JPEG 图像, 剪切出原图像的中心部分, 大小为, 再将其转换为灰度 BMP 图像, 作为载体图像集合。然后采用空域 LSB (伪随机选择一定百分比像素, 将其位平面 0 替换成二值伪随机

① LIN H T, LIN C J. A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non PSD kernels by SMO-type methods. National Taiwan University. 2003.

消息序列, 文献 [6, 7] 等都使用此隐写方法进行试验。) 隐写 3%、6%、12%、15%、18%、21%、24%、27%、30% 的相对长度消息 (100% 相当于每像素嵌入 1 bpp), 得到各种长度嵌入量的载密图像集合。实验时将载体图像集和载密图像集各分成 5 份 (包含的图像数量依次为 100、100、100、100、98 幅), 总共 10 份。实验分 5 次进行, 每次从 2 个集合中各取出 4 份组成训练图像集合用于训练学习, 剩下的两份组成测试图像集合用于检测, 然后计算检测率、虚警率、漏报率。

**2.2.2 交叉验证** 在每 1 次实验的支持向量训练过程中, 采取交叉验证的方式, 取 Folder 值 (交叉验证中的份数) 为 5, 即在训练时, 将训练图像集合分成 5 份, 每次取 4 份训练, 得到一对参数 ( $C$ ,  $\gamma$ ), 用剩下的 1 份来检测。通过对 5 份训练和测试图像集合进行实验, 得到 5 个参数对及其相应的检测率, 最后取具有最好检测率的参数对来对整个测试图像集合的图像进行检测。

**2.2.3 网格搜索** 在每 1 次实验中的每 1 次训练过程中, 取  $C \in [C_1, C_2]$ , 变化的步长为  $\text{step}_C$ ,  $\gamma \in [\gamma_1, \gamma_2]$ , 变化的步长为  $\text{step}_\gamma$ , 对每 1 对 ( $C$ ,  $\gamma$ ) 进行训练检测, 取具最好检测率的参数对进行检测。参数对搜索曲线如图 2 所示。

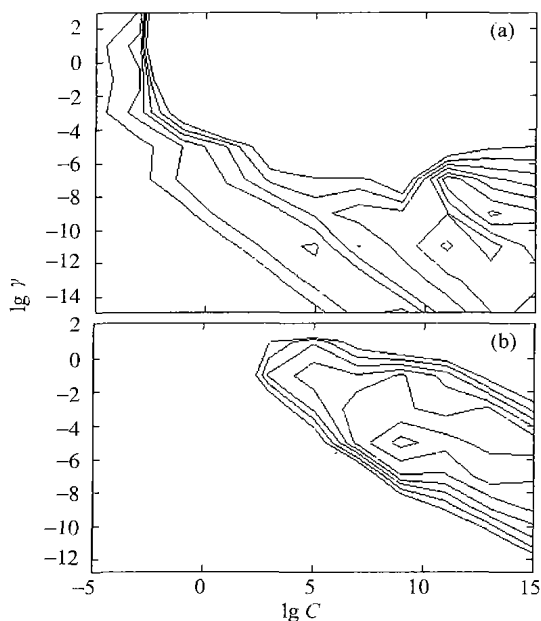


图 2 参数搜索

Fig 2 Parameters search

(a) 嵌入 3% 长度消息; (b) 嵌入 30% 长度消息;

### 3 实验结果及分析

检测率 (detection rate) 记为  $R_d$ , 虚警率 (false alarm rate) 记为  $R_f$ , 漏报率 (miss rate) 记为  $R_m$ ; 总测试样本数为  $N$ , 总测试样本数中没有隐写消息的样本数为  $N_c$ , 总测试样本数中有隐写消息的样本数为  $N_s$ , 显然有  $N = N_c + N_s$ ; 原本没有隐写消息错判为有隐写消息的样本数为  $N_{cs}$ , 原本有隐写消息错判为没有隐写消息的样本数为  $N_{sc}$ 。 $R_d$ 、 $R_f$  和  $R_m$  的计算公式如下:

$$R_d = \frac{N - (N_{cs} + N_{sc})}{N},$$

$$R_f = \frac{N_{cs}}{N_c}, \quad R_m = \frac{N_{sc}}{N_s} \quad (7)$$

实验结果如图 3 所示。

从图 3 可以看到, 即使消息嵌入长度较小 ( $< 10\%$ ) 的情况下检测率仍然超过随机猜测的 50%, 随着消息嵌入长度的增加, 在消息长度较小阶段 ( $< 20\%$ ) 检测率迅速上升, 当消息长度达到一定的嵌入比例 ( $> 25\%$ ), 检测率维持在一个比较高的水平 ( $> 90\%$ )。

同时从图 3 可以看到, 5 次实验的检测曲线形状基本吻合, 说明本文算法具有很好的稳定性。

### 4 结论及进一步工作

本文通过对图像隐写前后位平面分解图像进行分析, 发现隐写会改变较低位平面的随机纹理特性以及位平面之间的相关性, 提出一种全新的支持向量机图像隐写分析算法, 能在空域实现对 LSB 类算法的通用检测, 同时使用的统计量个数为 32 个, 具有较低的计算复杂度。实验结果表明, 此算法对嵌入消息长度小于 0.3 bpp 的载密图像的检测准确率超过 90%, 多次实验也表明此算法具有很好的稳定性。

从图 2 可以看到, 当嵌入消息长度很小的情况下 ( $< 6\%$ ), 最优参数对搜索算法收敛的速度相对较慢, 虚警率和漏报率也比较高。针对这些不足, 将进行进一步的研究: 改进算法搜索的速度, 可以通过取不同的步长和初值范围; 对不同的分块大小进行实验; 通过支持向量机返回的支持向量对特征统计量进行进一步的分析, 找出最敏感的部分, 减少统计量的使用, 提高算法的效率。

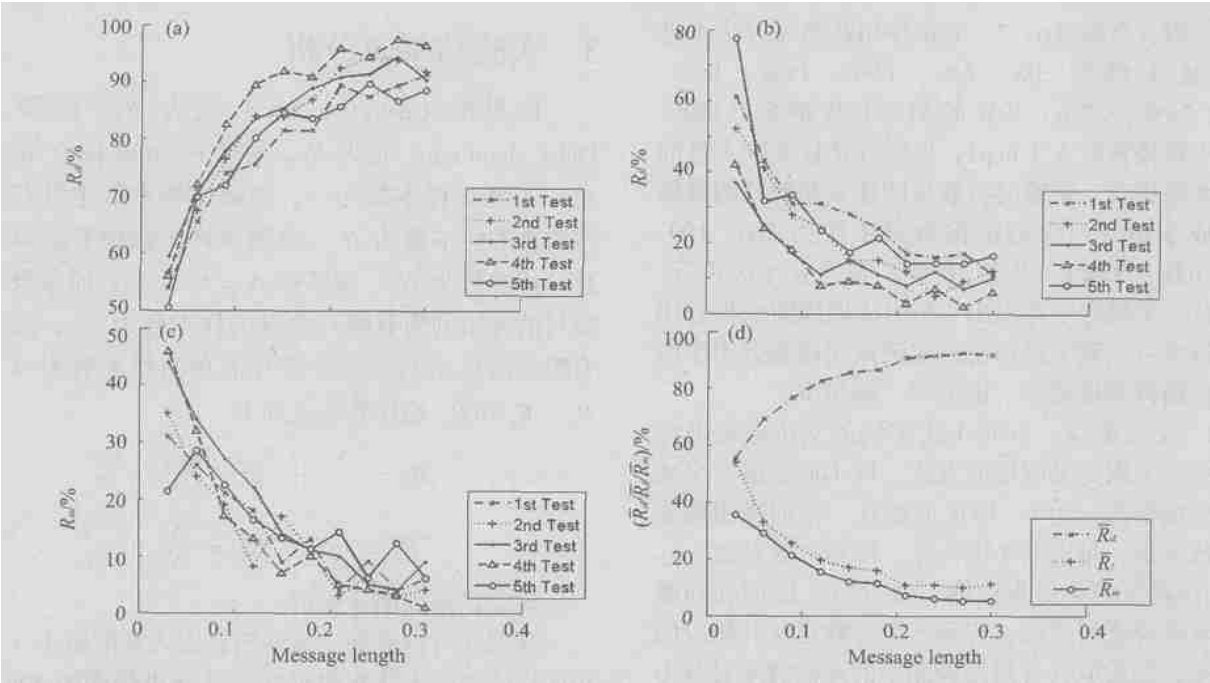


图 3 实验结果 (5 次实验)

Fig 3 Experimental results

(a) 检测率; (b) 虚警率; (c) 漏报率; (d) 平均检测率、平均虚警率和平均漏报率

参考文献:

[1] FARID H. Detecting hidden messages using higher-order statistical models[ C] . IEEE Int'l Conf on Image Processing, 2002( II ): 905— 908.

[2] AVCIBAS I, MEMON N, SANKUR B. Steganalysis using image quality metrics[ J] . IEEE Transactions On Image Processing, 2003, 12( 2 ): 221— 229.

[3] FRIDRICH J, GOLJAN M, HOGEA D. Attacking the out Guess[ C] . ACM Workshop on Multimedia and Security, 2002.

[4] FRIDRICH J, GOLJAN M, HOGEA D. Steganalysis of JPEG images: breaking the F5 algorithm[ C] . 5th Information Hiding Workshop, 2002: 310— 323.

[5] DUMITRESCU S, WU X L. Steganalysis of LSB embedding in multimedia signals[ C] . Multimedia and Expo ICME '02, 2002: 581— 584.

[6] FRIDRICH J, GOLJAN M, DU R. Reliable detection of LSB steganography in grayscale and color images[ C] . ACM Workshop on Multimedia and Security, 2001: 27— 30.

[7] DUMITRESCU S, WU X L, WANG Z. Detection of LSB steganography via sample pair analysis [ J] . IEEE Transactions Signal Processing, 2003, 51( 7 ): 1995— 2007.

[8] KEERTHI S S, LIN C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel [ J] . Neural Computation, 2003, 15( 7 ): 1667— 1689.

Image Steganalysis Based on Bit Plane Statistical Correlation  
Using Support Vector Machine

HE Jun hui, LINAG Xiao ping, LI Jian qian, HUANG Ji wu

(School of Information Science and Technology, Sun Yat sen University, Guangzhou 510275, China)

**Abstract:** Steganalysis has attracted more and more researchers' interest with the development of steganography technique. A universal LSB image steganalysis algorithm was presented by analyzing the statistical correlations between bit planes and pixels in the same bit plane. The algorithm only uses 32 statistics, and have a good computational complexity. The experimental results show that the detection rate is higher than 90% when the embedded message is less than 0.3 bpp. Many tests also show the algorithm has good stability.

**Key words:** steganalysis; complexity; statistical correlation; support vector machine