

基于图像局部稳定性的 LSB 隐藏信息检测算法

张秋余, 刘洪国, 袁占亭

(兰州理工大学 计算机与通信学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 针对 LSB 嵌入图像最不重要位的特点, 提出了一种基于局部图像稳定性 LSB 隐写分析算法。该方法借鉴污染数据分析的思想, 把秘密信息的嵌入看作是图像数据传递过程中的噪声, 利用噪声分析选取合适的图像像素值临界点, 达到载密图像的检测目的。理论分析与实验结果表明, 该算法在嵌入率较低时具有较高的检测性能。

关键词: 数字水印; 隐写分析; LSB 隐藏; 数据污染; 图像局部稳定性

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2009)11A-0037-07

Detection algorithm of LSB hidden messages based local image stability

ZHANG Qiu-yu, LIU Hong-guo, YUAN Zhan-ting

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aimed at the characteristics of LSB steganography, an algorithm based on local image stability was proposed. Combined with the idea of pollution data analysis, the secret information was regarded as noise in the process of information transmission. Then using the noise analysis technique, and selecting appropriate critical point value to achieve the detection purpose of the secret information. The theoretic analysis and experimental results show that detection algorithm advances than traditional algorithm in low embedding rate.

Key words: digital watermark; steganalysis; LSB embedding; pollution data; local image stability

1 引言

空域 LSB 方法是出现较早的一种时域隐写技术, 虽然抗干扰性较差, 但隐藏数据量大, 且对原始数据的修改很小, 是一种比较实用的隐写技术^[1]。图像作为信息隐藏的良好载体, 已经在多方面得到了应用。目前, 因特网上已经发布了近 300 种图像信息隐藏软件, 且很大一部分使用的是空域 LSB 隐写, 如 EzStego、S-Tools、Hide&Seek、Hide4PGP、Steganos、StegoDos^[2]等都采用空域 LSB 隐写方法。因此, 对基于图像的 LSB 隐秘信息进行有效、准

确而又可靠的检测, 从而监视在网络上传输的海量图像, 发现、检测出其中的隐藏信息, 进而采取应对措施, 对于保护信息安全、防止隐秘通信有着十分重要的意义。

隐写分析已经成为信息隐藏技术中一个重要的研究方向。在图像隐写分析这一领域, Westfeld 等人^[3]最早提出针对 LSB 隐写的隐写分析算法, 通过分析像素值对的统计分布建立卡方统计量来检测隐秘信息的有无, 并能可靠估计嵌入隐秘信息量的大小, 但这种方法仅对固定位置且连续嵌入的 LSB 替换算法有效, 对于随机嵌入无效。Fridrich

收稿日期: 2009-08-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60572011); 甘肃省自然科学基金资助项目(0803RJZA024)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (60572011); The Natural Science Foundation of Gansu Province(0803RJZA024)

等人^[4]提出的 RS(regular and singular)分析方法是一种较好地检测随机嵌入和连续嵌入的隐写分析方法,但是由于该方法完全将嵌入信息看作噪声,载体图像的初始偏差、噪声级别以及嵌入信息的布局都会对估计的精确性产生影响。Sorina Dumitrescu 等人^[5]提出的 SPA(sample pair analysis)分析方法对不含隐秘信息的图像有较高的虚警,且当嵌入信息比例小于 3%时,该算法检测失效。文献[2]提出的 DIH 方法对原始无损存储图像在嵌入比例高于 40% 时才有优于 RS 的检测性能。Xinpeng Zhang 等^[6]提出 GPC(gray-level plane crossing)隐写分析方法,计算简单,但检测性能还有待提高,且不能估计出隐秘信息量的大小。毛家发等^[7]提出了利用非线性神经网络分离器的盲检测算法,该算法不受隐写方案限制,准确率较高。

针对 LSB 嵌入图像的特点,根据自然图像的具有稳定平滑过渡的特点,选取图像的关键部位进行平滑度分析,从而达到检测秘密消息的目的。

2 LSB 隐写模型与数字图像的局部稳定性

2.1 随机 LSB 隐写模型

用 $C=\{c_{ij}\}$ 表示载体图像, $S=\{s_{ij}\}$ 表示对应的载密图像, $1 \leq i \leq w, 1 \leq j \leq h, wh=N$, 其中 c_{ij} 和 s_{ij} 都是取值于 $[0,255]$ 的整数。用 $M=\{m_1, m_2, \dots, m_L\} (L \leq N)$ 表示嵌入消息(一般为加密后的伪随机序列), $m_i \in \{0, 1\}, 1 \leq i \leq L$ 。用 k 表示隐写密钥,它取值于密钥空间。随机 LSB 隐写算法的嵌入过程一般如下:首先利用隐写密钥 K_0 , 其中 K_0 是通过一个伪随机数发生器 G 生成一条长为 L 的嵌入路径,然后用消息 $M=\{m_1, m_2, \dots, m_L\}$ 替换此路径上对应像素的 LSB(最不important 比特)位,从而得到载密图像 S 。合法的接收者拥有隐写密钥 K_0 , 所以可以很容易从载密图像 S 中读出嵌入的消息。

2.2 噪声数据的混合分布模型

用 LSB 方法隐藏的消息对图像而言是一种加性噪声^[8], 所以下面以隐写图像的噪声数据为对象进行分析。首先对载密图像 $S=\{s_{ij}\}$, 设函数 $\phi(s_{ij})$ 定义为载密图像 $S=\{s_{ij}\}$ 的局部估计向量, $\phi(s_{ij}) = \sigma_{ij} \sum_{h=-L}^L \sum_{w=L}^L s_{i+h,j+w}$ 其中 w, h 为 2 个较小的正整数, σ_{ij} 为一个常数, 例如, 当对 s_{ij} 周围 4 个点进行均值滤波时, $s_{ij} = 1/5 (s_{i,j} + s_{i,j+1} + s_{i,j-1} + s_{i-1,j} +$

$s_{i+1,j}), 1 < i < w, 1 < j < h$ 。特别地, 对于图像 4 条边界上的点取其周围 3 个像素的均值, 4 个角上的点则取其周围 2 个点的均值, 注意此处的均值不是取整数而是保留 3 位小数的实数, 滤波后的图像记作 $\bar{S} = \{\bar{s}_{i,j}\}$ 。下面为了方便, 将图像数据矢量化, 即

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}, S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}, \bar{S} = \{\bar{s}_1, \bar{s}_2, \dots, \bar{s}_N\}.$$

对应的噪声数据 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 按如下方式得到:

- 如果 s_i 是奇数, 则 $v_i = s_i - \bar{s}_i$;
- 如果 s_i 是偶数, 则 $v_i = \bar{s}_i - s_i, i \leq 1 \leq N$ 。

对于自然图像而言, 上述滤波是对原始图像较好的估计, 估计的误差服从均值接近零的对称分布, 可以用广义高斯分布来刻画^[9]。在消息嵌入过程中, 像素 c_i 周围的像素被加 1 和减 1 的概率是相等的, 所以载密图像的滤波值 \bar{s}_i 依然是对 c_i 较好的估计。如果嵌入过程中 c_i 没有被修改, 即 $s_i = c_i$, 差值 $s_i - \bar{s}_i = c_i - \bar{s}_i$ 可看成是取自一个零均值对称分布 $F(x)$ 的样本。设随机变量 X 服从分布 $F(x)$, 因 $F(x)$ 是均值为零的对称分布, 所以 \bar{X} 与 X 同分布, 因而当 $s_i = c_i$ 时, 无论噪声值取 $v_i = s_i - \bar{s}_i$ 还是 $v_i = \bar{s}_i - s_i$, 都有 v_i 与 X 同分布。另一方面, 若嵌入过程中 c_i 被修改, 则有以下 2 种可能:

1) c_i 为偶数且其 LSB 位由 0 替换为 1 得到 s_i , 所以 $s_i = c_i + 1$ 为奇数, 此时 $v_i = s_i - \bar{s}_i = c_i - \bar{s}_i + 1$, 因而 v_i 与 $X+1$ 同分布, 记此分布为 $G(x)$;

2) c_i 为奇数且其 LSB 位由 1 替换为 0 得到 s_i , 所以 $s_i = c_i - 1$ 为偶数, 此时 $v_i = \bar{s}_i - s_i = \bar{s}_i - c_i + 1$, 因而 v_i 同样与 $X+1$ 同分布。注意到当嵌入率为 r 时, 像素以 $r/2$ 的概率被修改, 所以噪声数据 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 可看成是来自一个混合率为 $r/2$ 的混合分布的样本, 其分布为

$$F_{\frac{r}{2}}(x) = \left(1 - \frac{r}{2}\right)F(x) + \frac{r}{2}G(x) \quad (1)$$

2.3 污染分布模型

通常, 严格服从某一特定分布的观测数据是不存在的, Tukey 提出了一种更接近于实际的分布模式, 称为污染分布^[10,11]。设一系列随机变量分布函数服从 $F_a(x)$:

$$F_a(x) = (1 - \alpha)F_1(x) + \alpha F_2(x) \quad (2)$$

其中, $\alpha \in [0, 1]$, 观测数据以概率 $(1-\alpha)$ 来自分布:

$$F_1(x) = F(x, \theta_1)$$

$$F_2(x) = F(x, \theta_2)$$

以概率 α 来自分布 $F_2(x)$ 。通常要更关心 $F_1(x)$ ，认为数据本身应该服从 $F_1(x)$ ，但却受到了来自分布 $F_2(x)$ 数据的污染，称 α 为污染系数，它衡量了数据受污染的程度，一个特殊的情况是， $F_1(x)$ 和 $F_2(x)$ 为具有相同分布但含不同参数的分布，即：

$$\begin{cases} F_1(x) = F(x, \theta_1) \\ F_2(x) = F(x, \theta_2) \end{cases} \quad (3)$$

2.4 数字图像的局部稳定性

自然图像可看作是一个局部平稳的信源^[12]。对于自然图像中的某一局部区域，由于物体具有相近的电磁波反射特性，该区域内像元的灰度取值之间有很强的相关性，可认为在局部范围内具有近似的平稳性，也就是说在局部区域内图像数据统计特性的变化较小。

针对空域 LSB 替换消息嵌入的特点，本文考察图像中像素值与其局部邻域像素均值之差的统计分布。记图像 I 在位置 (i, j) 的灰度值为 $I(i, j)$ ，对图像中的任意像素，定义以当前像素为中心，大小为 $(2K+1) \times (2K+1)$ 的窗口为当前像素的局部邻域，定义当前像素与其邻域像素均值之差为

$$X(i, j) = I(i, j) - \frac{1}{(2K+1)^2 - 1} \times \sum_{\substack{m, n = -k \\ (m, n) \neq (0, 0)}}^k I(i+m, j+n) \quad (4)$$

考察随机变量 X 的概率分布，记其概率密度函数为 $f(x)$ 。显然，概率密度函数 $f(x)$ 具有如下性质。

1) 在全区间上的积分为 1，即

$$SM_c = \sigma_c^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} f_c(x) x^2 dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) x^2 dx \quad (5)$$

2) 随机变量 X 的期望 $E[X]$ 为 0，或者说 X 的概率分布是关于 0 近似偶对称的，因而有：

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 0 \quad (6)$$

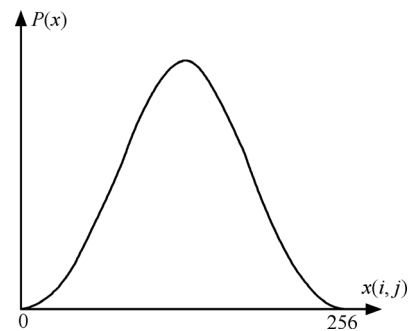
一般可以认为随机变量 X 近似服从广义拉普拉斯分布，其概率密度为

$$F_{\nu, \beta}(x) = \frac{\nu}{2\beta\Gamma\left(\frac{1}{\nu}\right)} \exp\left[-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^\nu\right] \quad (7)$$

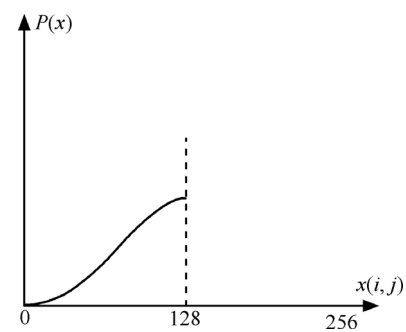
其中 ν 为形状因子， $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数，图 1 为 512×512 标准灰度 Lean 图像和随机变量 X 的概率分布曲线。



(a) 标准灰度图像 Lean



(b) Lean 的随机变量 X 的概率分布



(c) 取变量 X 的低四位的概率分布

图 1 标准图像 Lean 及其概率分布

随机变量 X 的方差反映了当前像素值偏离邻域像素均值的剧烈程度，它可以作为图像内部平滑程度的度量，故定义自然图像 I 的稳定性为

$$SM_I = \sigma^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) x^2 dx \quad (8)$$

图像稳定性取值越大，表明当前像素偏离邻域像素平均值越多，也就说图像的稳定性越差。

3 空域 LSB 嵌入对局部图像稳定性的影响

3.1 载密图像的稳定性分析

分别针对原始载体图像 C 和载密图像 S 考察随机变量 X 的概率密度函数 $f_c(x)$ 和 $f_s(x)$ 。对原始载体图像 C ， $f_c(x) = f_s(x)$ ；载体图像 C 的图像稳定性为

$$\begin{aligned}
 SM_T &= \sigma_T^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} f_s(x)x^2 dx \\
 &= \left(1 - \frac{p}{2}\right)\sigma_c^2 + \frac{p}{4} \int_{-\infty}^{+\infty} f(y)(y^2 + 2y + 1) + \\
 &\quad \frac{p}{4} \int_{-\infty}^{+\infty} f(y)(y^2 + 2y - 1) \\
 &= \left(1 - \frac{p}{2}\right)\sigma_c^2 + \frac{p}{4}(\sigma_c^2 + 1) + \frac{p}{4}(\sigma_c^2 + 1) \\
 &= \sigma_c^2 + \frac{p}{2} \tag{9}
 \end{aligned}$$

对包含秘密消息相对大小为 P 的载密图像 S 而言, 相对于原始载体图像, 有 $(1-p/2)$ 的像素保持不变, 有 $p/4$ 像素的最低位比特由 0 变为 1, 此时一像素值相对于原始值增加了 1; 还有 $p/4$ 的像素的最低位比特由 1 变为 0, 此时像素值相对于原始值减小了 1。但当前像素的局部邻域内的像素值的均值是近似保持不变的, 因为局部邻域内像素值增加 1 像素数和像素值减小 1 的像素数在概率意义下是近似相等的。对像素值保持不变的像素的集合, X 的概率密度函数仍近似为 $f_s(x)$, 而像素值增加 1 的像素的集合 X 的概率密度函数近似为 $f_x(x-1)$, 像素值减小 1 的像素的集合 X 的概率密度函数近似为 $f_x(x+1)$ 。因而对载密图像 S 而言, X 的概率密度函数可以表示为

$$f_s(x) = \left(1 - \frac{p}{2}\right)f(x) + \frac{p}{4}f(x-1) + \frac{p}{4}f(x+1) \tag{10}$$

显然 $f_s(x)$ 可以看作一种污染分布, 是 3 个具有相同概率分布形式仅均值不同分布的线性叠加。载密图像 S 的图像稳定性为

$$\begin{aligned}
 SM_S &= \sigma_s^2 \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_s(x)x^2 dx \\
 &\approx \int_{-\infty}^{+\infty} \left(1 - \frac{p}{2}\right)f(x)x^2 + \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{p}{4}f(x-1)x^2 + \\
 &\quad \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{p}{4}f(x+1)x^2 \\
 &= \left(1 - \frac{p}{2}\right)\sigma_c^2 + \frac{p}{4} \int_{-\infty}^{+\infty} f(y)(y^2 + 2y + 1) + \\
 &\quad \frac{p}{4} \int_{-\infty}^{+\infty} f(y)(y^2 + 2y - 1) \\
 &= \left(1 - \frac{p}{2}\right)\sigma_c^2 + \frac{p}{4}(\sigma_c^2 + 1) + \frac{p}{4}(\sigma_c^2 + 1) \\
 &= \sigma_c^2 + \frac{p}{2} \tag{11}
 \end{aligned}$$

3.2 载密图像 LSB 取反后的局部稳定性分析

我们还可以对载密图像 S 的最低位比特平面进行置反, 也就是把所有像素的最低位比特取反, 得到图像 T 。相对原始载体图像而言, T 中有 $p/2$ 的像素保持不变, 有 $(1/2-p/4)$ 的像素值相对于原始值增加了 1, $(n/2-p/4)$ 的像素值相对于原始值减小了 1。因此, 对图像 T 考察当前像素值与局部邻域内像素值均值之差 X 的概率密度函数, 有:

$$f_T(x) \approx \frac{p}{2}f(x) + \left(\frac{1}{2} - \frac{p}{4}\right)f(x-1) + \left(\frac{1}{2} - \frac{p}{4}\right)f(x+1) \tag{12}$$

此时, 图像 T 的稳定性为

$$\begin{aligned}
 SM_T &= \sigma_T^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} f_T(x)x^2 dx \\
 &\approx \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{p}{2}f(x)x^2 + \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{1}{2} - \frac{p}{4}\right)f(x-1)x^2 + \\
 &\quad \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{1}{2} - \frac{p}{4}\right)f(x+1)x^2 \\
 &= \frac{p}{2}\sigma_c^2 + \left(\frac{1}{2} - \frac{p}{4}\right)(\sigma_c^2 + 1) + \left(\frac{1}{2} - \frac{p}{4}\right)(\sigma_c^2 + 1) \\
 &= \sigma_c^2 + 1 - \frac{p}{2} \tag{13}
 \end{aligned}$$

由此, 可以得到第一种检测 LSB 嵌入并估计秘密消息嵌入率的公式为

$$\hat{P}_1 = 1 + SM_S - SM_T = 1 + \sigma_s^2 - \sigma_T^2 \tag{14}$$

其中, σ 为个图像像素的方差。

3.3 载密图像中加嵌秘密信息后的图像局部稳定性分析

同样也可以采用文献[11]中加嵌一段秘密消息的方法: 在载密图像 S 中以 LSB 替换的方法加嵌一段长度为 $M \times N$ 的 0,1 随机序列 m (可以采用随机性高的密文序列)。加嵌后得到的图像记为 S_m , 其中在加嵌过程中最低比特位由 0 修改到 1 像素点的集合记为 S_m^0 , 在图像 S 中对应位置的像素点的集合记为 S^0 , 在图像 L 中对应位置的像素点的集合记为 C^0 。针对像素点集合 S^0 和 S_m^0 , 考察式(1)定义的随机变量 X 的概率密度函数, 分别记作 $f_{20}(x)$ 和 $f_{10}(x)$ 。

考察集合 S^0 , 该集合中所有像素最低比特位为 0, 其中有 $1-p/2$ 比例的像素是由载体图像 C 中最低比特位为 0 的像素在消息嵌入过程中保持不变而得来的, 因此这部分像素的概率密度函数近似为 $f(x)$, 还有 $p/2$ 比例的像素是由载体图像 C 中最低比特位为 1 的像素在消息嵌入过程中最低位比特被修改而得来的, 这部

分像素的概率密度函数近似为 $f(x+1)$ 。因此，有：

$$f_{20}(x) = \left(1 - \frac{p}{2}\right)f(x) + \frac{p}{2}f(x+1) \quad (15)$$

对像素点集合 S^0 来说，像素值与领域均值 X 的方差为

$$\sigma_{20}^2 = \left(1 - \frac{p}{2}\right)\sigma_{c_0}^2 + \frac{p}{2}(\sigma_{c_0}^2 + 1) = \sigma_{c_0}^2 + \frac{p}{2} \quad (16)$$

对像素点集合 S_m^0 来说，像素值与领域均值 X 的方差为

$$\sigma_{10}^2 = \frac{p}{2}\sigma_{c_0}^2 + \left(1 - \frac{p}{2}\right)(\sigma_{c_0}^2 + 1) = \sigma_{c_0}^2 + 1 - \frac{p}{2} \quad (17)$$

由此可得另一个秘密消息嵌入率的估计公式为

$$\hat{P}_2 = 1 + SM_S - SM_T = 1 + \sigma_{20}^2 - \sigma_{10}^2 \quad (18)$$

此种方法的弊端在于秘密消息的估计值依赖秘密消息的加嵌，由于加嵌是一个随机过程，因此造成秘密消息的估计值也具有一定的随机性。可以采用多次加嵌的方法分别求秘密消息长度，然后取平均值作为最终的估计值。

4 对局部图像进行相邻像素统计特性分析

根据 LSB 嵌入特点，秘密信息主要嵌入图像的低位，对数字图像来说，改变的主要是图像的最低比特位，因此选取图像的低位作为局部图像来进行分析，在此采用基于相邻像素分析方法^[13]。

方法描述：记 S 为局部图像中所有像素 s_1, s_2, \dots, s_N 构成的集合， s'_i 为 s_i 的相邻像素， (s'_i, s_i) 为代检测的图像相邻像素值对，按 s'_i, s_i 的奇偶性及大小关系定义 3 个互不相交的相邻像素对集合 S_1, S_2, S_3 ：

$$\begin{cases} S_1 = \{(s_i, s'_i) | s_i \bmod 2 = 1, s'_i \bmod 2 = 0, s_i > s'_i, i = 1, 2, \dots, N\} \\ S_2 = \{(s_i, s'_i) | s_i \bmod 2 = 1, s'_i \bmod 2 = 0, s_i < s'_i, i = 1, 2, \dots, N\} \\ S_3 = \{(s_i, s'_i) | (s_i \bmod 2) = (s'_i \bmod 2), i = 1, 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (19)$$

由以上定义可知， S_1 是奇数像素值大于偶数像素值的相邻像素值对构成的集合， S_2 是偶数像素值大于奇数像素值的相邻像素值对构成的集合， S_3 是像素值同为奇像素或同为偶像素的相邻像素值对构成的集合。

算法的实现：

Input: $M \times N$ 大小的待检测图像；

Output: 图像中是否含有隐秘信息的判断结果
统计量初始化， $N_1=0, N_2=0$ ；
统计集合 S_1 和 S_2 种元素的个数。

For $i=1$ to $M \times N$ do

Begin

if $(s'_i, s_i) \in S_1$ then N_1++ ;

if $(s'_i, s_i) \in S_2$ then N_2++ ;

end

计算 $R=N_1/N_2$ ，选择一个合适的阈值 $T(T$ 接近 1)

if $R>T$ 则图像中含隐秘消息

else 图像中不含隐秘消息

嵌入比例估计：采用上面分析中的进行嵌入比例的估计。

5 实验结果及分析

为了验证算法的有效性，如图 2 所示，选择 512×512 大小的标准灰度图像 Lean 和 256×256 的标准灰度图像 Boy 进行测试。采用随机间隔 LSB 替换方法，在图像中分别加入嵌入率为 0%、2%、5%、30%、40%、50%、80%、90%、100% 的秘密消息(秘密消息为随机截取的密文)，然后利用本文提出的算法分别估计秘密信息的嵌入率。



图 2 测试中用到的图像

表 1 所示为对一次随机嵌入实验进行测试的结果。其中：

算法 1 采用基于数据污染分析的方法；

算法 2 采用相邻像素统计特征检测方法；

RS 算法中采用的掩码算子为 $[0, 1, 1, 0]$ 。表 1 列出的算法 2 的结果是采用 10 次估计值求平均值的结果。从表 1 中可以看出，在嵌入率较低时(小于 5%)，本文算法的准确率明显高于其他算法，而在中度嵌入(40%~60%)时，本文算法与另外 3 种算法检测结果大致相同，当嵌入率很高(80%~100%)时，

表 1 典型图像的测试结果

嵌入率/%	Lean				Boy			
	算法 1	算法 2	RS 算法	本文算法	算法 1	算法 2	RS 算法	本文算法
0	-0.17	-0.22	-0.53	-0.03	-1.68	-2.11	-0.41	-0.11
2	-2.55	1.82	1.71	1.99	-1.74	1.54	1.73	2.10
5	6.38	4.68	3.69	4.83	5.76	4.68	4.68	4.83
30	27.32	25.43	23.22	23.72	31.77	26.33	24.29	21.37
40	45.65	42.67	48.32	45.60	44.31	45.88	41.32	64.65
50	49.44	50.17	54.22	46.84	54.47	52.79	47.27	43.11
80	78.67	76.33	66.23	21.61	75.61	83.22	82.54	73.66
90	97.99	100.23	99.77	64.45	91.86	96.09	89.74	53.45
100	98.54	94.38	100.78	2.54	112.27	98.34	97.49	0.68

本文提供的算法失真严重。

误差分析与改进：

产生这种误差的主要原因来源于检测算法本身，采取了选用一幅图像的二值序列低位进行检测的方法，这也是 LSB 通常嵌入的位置，所以在低嵌入率时检测比较准确，而当嵌入率比较大时，该算法则失去了它的检测优势，在不同的嵌入率下，对标准图像 Lean 的最低四位进行稳定性分析，结果如图 3 所示。

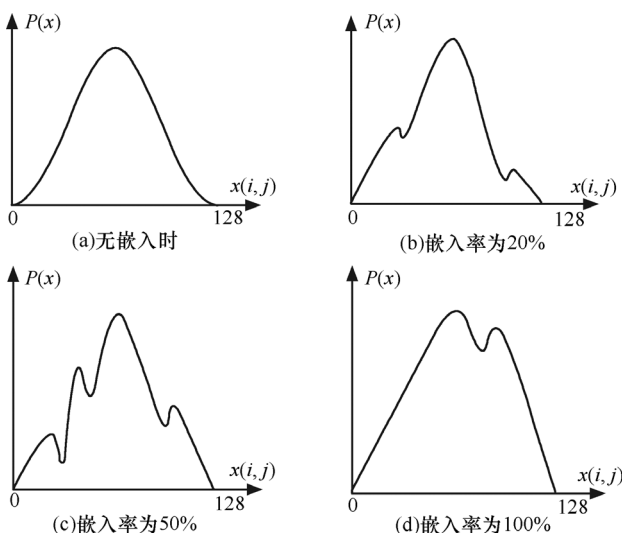


图 3 不同嵌入率下 Lean 的局部稳定性分析

由图 3 可以看出，载体图像的局部稳定性并不与嵌入率大小成正比，这就造成了秘密嵌入的监测和估计的误差，为此可以作如下改进。

- 1) 预估 LSB 嵌入率，分为高、中、低三类。
- 2) 针对不同的嵌入度，选取合适的图像像素低

位，当估计为高度嵌入时，采用常规检测。

为检测修正后的算法，我们在常用图库中任意选取 200 幅图像，在上述嵌入率时，取其平均值，检测结果如表 2 所示。

表 2 修正后的算法检测结果

嵌入率%	检测结果
0	0.02
2	2.04
5	5.23
30	34.27
40	37.11
50	48.92
80	75.39
90	93.19
100	105.24

6 结束语

为了保证嵌入信息的不可感知性，LSB 嵌入时选择了在图像的最不重要位加载秘密信息，这在一定程度上加强了秘密信息的不可感知性，本文针对 LSB 嵌入部位相对确定的特点，利用图像的局部稳定性，针对嵌入部位进行有针对性的分析，并结合常规算法对 LSB 嵌入进行了检测，实验结果表明，该算法计算量低，在低嵌入率时检测结果准确，优势明显，而对嵌入率较高的载秘图像，修正后能达到常规检测的标准。

而对局部图像的选择技术手段仍不成熟，在今后的工作中，如何进行局部图像的自适应选择，使检测结果达到最优，并适应高嵌入率载体，是一个努力的重点。

参考文献:

- [1] PETITCOLAS F A P, ANDERSON R J, KUHN M G. Information hiding—a survey[A]. Proceedings of the IEEE (S0018-9219)[C]. 1999. 1062-1078.
- [2] 张涛, 平西建. 基于差分直方图实现 LSB 信息伪装的可靠检测[J]. 软件学报, 2004, 15(1): 151-158.
ZHANG T, PING X J. Reliable detection of spatial lsb steganography based on difference histogram[J]. Chinese Journal of Software, 2004, 15(1): 151-158.
- [3] WESTFELD A, PFITZMANN A. Attacks on steganographic systems[A]. Proceedings of Third International Workshop IH'1999 Dresden[C]. Germany, 1999. 61-76.
- [4] FRIDRICH J, GOLJAN M, DU R. Reliable detection of LSB steganography in color and grayscale images[A]. Proceedings of the ACM Workshop Multimedia Security[C]. Ottawa, Canada, 2001. 27-30.
- [5] DUMIT R S, WU X L, WANG Z. Detection of LSB steganography via sample pair analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51 (7): 1995-2007.
- [6] ZHANG X P, WANG S Z, ZHANG K W. Steganography with the least histogram abnormality[J]. Computer Network Security, Lecture Notes in Computer Science 2776[C]. Heidelberg, Berlin, 2003.395-406.
- [7] 毛家发, 林家骏, 戴蒙. 基于图像攻击的隐藏信息的盲检测技术[J]. 计算机学报, 2009, 32(2): 318-327.
MAO J F, LIN J J, DAI M. An attacked image based hidden messages blind detect technique[J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(2): 318-327.
- [8] 张卫明, 李世取, 刘九芬. 对空域图像 LSB 隐写术的提取攻击[J]. 计算机学报, 2007, 30(9): 1625- 1631.
ZHANG W M, LING S Q, LIU J F. Extracting attack to LSB steganography in spatial domain[J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(9): 1625- 1631.
- [9] FRIDRICH J, SOUKAL D, GOLJAN M. Maximum likelihood estimation of secret message length embedded using steganography in spatial domain[A]. Proceedings of the SPIE Security[C]. 2005. 595-606.
- [10] 郑祖康, 吴雪明, 饶刚. 污染数据的处理[J]. 应用概率统计, 1998, 14(3): 307-312.
ZHENG Z K, WU X M, RAO G. The treatment of contaminated data[J]. Chinese Journal of Applied Probability and Statistics, 1998, 14(3): 307-312.
- [11] 管伟, 张卫明, 刘文芬. 基于污染数据分析的隐写分析算法[J]. 中山大学学报(自然科学版), 2004, 43(增刊 2): 62-65.
GUAN W, ZHANG W M, LIU W F. Steganalysis based on contamination data analysis[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2004, 43(S2): 62-65.
- [12] 张涛, 平西建, 徐长勇. 基于图像平滑度的空域 LSB 嵌入的检测算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(10): 1608-1612.
ZHANG T, PING X J, XU C Y. Detection algorithm for spatial LSB embedding based on image smoothness[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(10): 1608-1612.
- [13] 秦姣华, 孙星明, 程小艳. 基于相邻像素统计特性的 LSB 隐写分析技术[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(24): 5856-5860.
QIN J H, SUN M X, CHENG X Y. Steganalysis for LSB steganography based on statistical characteristic of adjacent pixels[J]. Chinese Journal of System Simulation, 2007, 19(24): 5856-5860.

作者简介:



张秋余 (1966-), 男, 河北辛集人, 兰州理工大学研究员, 主要研究方向为信息隐藏与隐写分析、图像理解与识别、多媒体通信、软件工程。



刘洪国 (1980-), 男, 山东泰安人, 兰州理工大学讲师, 主要研究方向为信息隐藏与隐写分析、图像理解与识别。



袁占亭 (1961-), 男, 陕西扶风人, 兰州理工大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为网络与信息安全、图像理解与识别、人工智能与计算机视觉。