

# 一种针对 LSB 匹配隐写的负载定位新算法

闫晓蒙 张涛 奚玲 平西建

(解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州, 450002)

**摘要:** 针对最不重要比特位(Least significant bit, LSB)匹配隐写算法, 本文提出了一种新的负载定位算法。将隐写负载定位看作二分类问题, 将载密图像每个像素位置看作待分类样本, 通过提取载密图像集中每个像素位置在 8 个方向上的相邻像素差分平方均值特征, 利用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器, 将每个像素位置划分到正确的类别——负载位置或非负载位置。本文从理论和实验两方面验证了所提分类特征的有效性。针对 LSB 匹配隐写, 本文方法与最大后验概率(Maximum a posteriori, MAP)载体估计方法做出比较, 在低嵌入率条件下, 本文方法的定位性能有明显提高。

**关键词:** LSB 匹配隐写; 隐写分析; 负载定位; SVM 分类器

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## New Method for Payload Location Aimed at LSB Matching

Yan Xiaomeng, Zhang Tao, Xi Ling, Ping Xijian

(Institute of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002, China)

**Abstract:** To locate payloads for the least significant bit matching (LSB-M) steganography, the paper proposes a new method. The problem of payload location for LSB-M can be solved by abstracting the mean square adjacency pixel difference feature of every pixel to classify all the pixels into two parts: payload or non-payload. The feature is proved effective both theoretically and experimentally. Furthermore, the proposed method is compared with the maximum a posteriori estimator for payload location aimed at LSB-M. When the embedding rate is low, the method performs much better than the maximum a posteriori estimator.

**Keywords:** LSB-M steganography; steganalysis; payload location; SVM classifier

## 引 言

数字图像隐写是利用数字图像的数据冗余嵌入秘密消息, 再通过公开信道传输而不引起第三方注意。近年来图像隐写发展迅速, 出现了很多行之有效的隐写算法<sup>[1-3]</sup>。图像隐写分析作为与隐写术相对抗的逆向分析技术, 研究数字图像隐写的安全性, 检测数字图像中隐藏信息存在性、估计秘密消息数据量, 进而提取、还原和破坏隐藏的秘密消息。

LSB 替换隐写<sup>[1]</sup>是图像隐写中最经典的嵌入算法之一,具有操作简便、嵌入量大的优点。针对 LSB 替换隐写的检测方法有  $\chi^2$  检测<sup>[4]</sup>、RS 分析法<sup>[5]</sup>和基于差分直方图的检测算法<sup>[6]</sup>等。LSB 匹配隐写<sup>[2]</sup>只对 LSB 替换隐写进行了轻微的改动,检测难度却大大增加,然而也出现了一些较为经典有效的检测方法:直方图局部极值方法<sup>[7]</sup>、校准的直方图幅度方法<sup>[8]</sup>、基于像素差分分布统计模型的检测方法<sup>[9]</sup>以及基于差分像素邻接矩阵(Subtractive pixel adjacency matrix, SPAM)特征的检测方法<sup>[10]</sup>。这些检测算法在实验室环境下都能取得较好的检测效果,然而它们只能给出秘密消息的存在性信息,并不能进一步给出秘密消息的位置信息。图像隐写分析的最终目的是提取、还原秘密消息,要解决这个问题,其中一条途径就是首先确定出秘密消息的嵌入位置,即负载定位。近年来,负载定位受到越来越多的学者关注。

2008 年, Ker<sup>[11]</sup>将加荷载密图像(Weighed-stego, WS)隐写分析<sup>[12]</sup>的思想应用于秘密消息定位,提出 WS 残差法,首先利用线性滤波估计载体,然后对所有载密图像同一像素位置计算平均残差,根据平均残差大小设定门限来区分出负载位置,这种定位方法虽然只适用于 LSB 替换隐写的负载定位,然而该方法中首次提到残差的概念,并提出了利用平均残差值来定位负载的思想;随后 Ker 等<sup>[13]</sup>通过对图像做小波变换,并将低频子带置零,然后利用小波绝对矩(Wavelet absolute moment, WAM)滤波器提取小波域残差,转换到空域,用来定位 LSB 匹配隐写的负载位置;2011 年, Li 等<sup>[14]</sup>对 WS 残差法做出改进,将一阶残差修改为二阶残差,从理论和实验两方面验证了该方法针对 LSB 匹配隐写定位的有效性;同年, Quach<sup>[15]</sup>提出了最大后验概率(Maximum a posteriori, MAP)载体估计方法,该方法在已知载密图像条件下,通过维特比译码获得了最优载体估计图像,然后计算像素平均残差来定位负载位置,由于对载体估计准确率较高,该方法针对 LSB 匹配隐写的定位性能较 WAM 方法有较大提高。

上述方法都是同一前提下针对 LSB 匹配隐写实现负载定位,即载密图像大小相同,负载位置相同,而且它们都遵循同一流程。首先对载密图像估计相应的载体图像,然后利用估计出的载体图像与原始载密图像计算残差,根据平均残差的值来确定秘密消息位置。实际上,可以将负载定位看作一个二分类(负载位置和非负载位置两类)问题,秘密消息的定位过程,就是载密图像所有像素位置的二分类过程。本文从这个角度出发,借鉴 SPAM 特征对 LSB 匹配隐写检测的有效性,在相同假设条件(即载密图像大小相同、负载位置相同)下,将载密图像每一个像素位置作为待分类样本,提取载密图像每个像素位置的 72 维相邻像素差分平方均值特征,以此作为分类特征,输入 SVM 分类器,从而将每个像素位置归属到正确的类别中(负载位置或非负载位置)。

## 1 差分像素邻接矩阵

SPAM 特征<sup>[10]</sup>最早用于针对 LSB 匹配隐写的检测,具体的特征提取过程如下,首先,计算图像在 8 个方向上的转移概率,为了方便叙述,图像在 8 个具体方向上的变量分别用以下符号标明:  $\leftarrow, \rightarrow, \downarrow, \uparrow, \nearrow, \searrow, \swarrow, \nwarrow$ 。差分 and 转移概率的计算总是沿着同一方向进行的,下面以水平方向的特征提取过程,其他方向的特征提取过程类似。第一步,首先计算差分图像矩阵  $\mathbf{D}$ , 以从左到右水平方向( $\rightarrow$ )为例

$$D_{i,j}^{\rightarrow} = I_{i,j} - I_{i,j+1} \quad i \in \{1, \dots, m\}, j \in \{1, \dots, n-1\} \quad (1)$$

式中  $I$  表示图像的像素值,一阶 SPAM 特征  $F^{1st}$  是将差分图像建模为一阶马尔可夫模型得到的,对于水平从左到右方向

$$M_{u,v}^{\rightarrow} = Pr(D_{i,j+1}^{\rightarrow} = u \mid D_{i,j}^{\rightarrow} = v) \quad (2)$$

式中:  $u, v \in \{-T, \dots, T\}$ 。若  $Pr(D_{i,j}^{\rightarrow} = v) = 0$ , 那么令  $M_{u,v}^{\rightarrow} = Pr(D_{i,j+1}^{\rightarrow} = u \mid D_{i,j}^{\rightarrow} = v) = 0$ 。二阶 SPAM 特征  $F^{2nd}$  是将差分图像建模为二阶马尔可夫模型得到的,同样地,对于水平方向

$$M_{u,v,w}^{\rightarrow} = Pr(D_{i,j+2}^{\rightarrow} = u \mid D_{i,j+1}^{\rightarrow} = v, D_{i,j}^{\rightarrow} = w) \quad (3)$$

式中:  $u, v, w \in \{-T, \dots, T\}$ 。如果  $Pr(D_{i,j+1}^{\rightarrow} = v \mid D_{i,j}^{\rightarrow} = w) = 0$ , 那么规定  $M_{u,v,w}^{\rightarrow} = Pr(D_{i,j+2}^{\rightarrow} = u \mid D_{i,j+1}^{\rightarrow} = v, D_{i,j}^{\rightarrow} = w) = 0$ 。

为了减小特征维数,将水平和竖直共 4 个方向上的 SPAM 特征取平均,将 4 个对角线方向上的特征取平均,分别得到如下特征。

$$F_{1,\dots,k} = \frac{1}{4} [M_{\cdot}^{\rightarrow} + M_{\cdot}^{\leftarrow} + M_{\cdot}^{\uparrow} + M_{\cdot}^{\downarrow}]$$

$$F_{k+1,\dots,2k} = \frac{1}{4} [M_{\cdot}^{\nearrow} + M_{\cdot}^{\nwarrow} + M_{\cdot}^{\swarrow} + M_{\cdot}^{\searrow}] \quad (4)$$

将差分图像建模为有限阶马尔可夫模型,“·”是一个标号,代表有限个相邻的差分像素取值,对一阶马尔可夫模型,  $k = (2T + 1)^2$ ,  $T$  为取定的像素差分门限, Pevny 等<sup>[10]</sup>对一阶马尔可夫模型取差分门限  $T = 4$  和  $T = 8$ , 这样就分别获得了  $2k = 162$  和  $2k = 578$  维一阶 SPAM 特征;对二阶马尔可夫模型,  $k = (2T + 1)^3$ , 取差分门限  $T = 3$ , 这样就得到了 686 维特征。利用 SPAM 特征实现针对 LSB 匹配隐写的检测,检测准确率高,是一种比较经典的隐写检测方法。

## 2 本文方法

现有的针对 LSB 匹配隐写的负载定位算法都是在载密图像大小相同、负载位置相同这一前提下进行的,并且大都遵循同一流程:先估计载体,然后计算平均残差,根据平均残差大小来定位负载。本文方法也是在同样的前提下,却跳过了载体估计这一过程,将隐写负载定位看作一个二分类问题,提取有效特征,输入分类器,最终将载密图像所有像素位置归属到正确的类别(负载位置或非负载位置)中。

通过上节中 SPAM 特征的提取过程及其针对 LSB 匹配隐写检测的有效性,容易发现 LSB 匹配隐写嵌入会对差分像素的取值造成影响。那么对于由 LSB 匹配隐写算法生成的负载位置相同的载密图像集,从某一个像素位置出发,若该像素位置上被嵌入了秘密消息且像素值发生了变化,那么它在 8 个方向上的像素差分取值也会受到一定影响,对不同载密图像的同—像素位置在 8 个方向上的像素差分取值做统计,提取统计特征,输入训练好的 SVM 分类器,将所有像素位置按照二分类问题分到正确的类别中,也就实现了负载定位。

### 2.1 相邻像素差分平方值统计特征

本文借鉴 SPAM 特征对 LSB 匹配隐写检测的有效性,提取相邻像素差分平方值统计特征来实现负载定位。假设载密图像集中包含  $N$  幅负载位置相同的载密图像,大小均为  $n \times n$ 。像素位置  $i$  (像素值为  $x_{k,s}$ ) 为其中第  $k$  幅载密图像  $s_k$  中的一个非边缘像素(即像素位置  $i$  不在载密图像第 1 或  $n$  行、第 1 或  $n$  列), 像素位置  $j$  (像素值为  $x_{k,j}$ ) 是  $i$  在某一方向上的相邻像素,那么像素位置  $i$  在该方向上的相邻像素差分为

$$x_{k,sl} = x_{k,sj} - x_{k,si} \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

假设该载密图像对应的原始载体图像  $c_k$  中,像素位置  $i$  (像素值为  $x_{k,i}$ ) 在该方向上的相邻像素为像素位置  $j$  (像素值为  $x_{k,j}$ ), 那么原始载体图像中,像素位置  $i$  在该方向上的相邻像素的差分为

$$x_{k,cl} = x_{k,ci} - x_{k,cj} \quad (6)$$

随着秘密消息的嵌入,像素位置  $i$  在该方向上的相邻像素差分取值由  $x_{k,cl}$  变为  $x_{k,sl}$ , 两者取值关系共有表 1 所列几种情况。

表 1 隐写前后相邻像素差分取值表

Tab. 1 Difference values of two adjacent pixels before and after steganography

类别	当前像素位置 $i$ 非负载位置	当前像素位置 $i$ 是负载位置
像素位置 $j$ 非负载位置	$x_{k,sl} = x_{k,cl}$	$x_{k,sl} = x_{k,cl} / x_{k,sl} = x_{k,cl} - 1 /$ $x_{k,sl} = x_{k,cl} + 1$
像素位置 $j$ 是负载位置	$x_{k,sl} = x_{k,cl} /$ $x_{k,sl} = x_{k,cl} + 1 /$ $x_{k,sl} = x_{k,cl} - 1$	$x_{k,sl} = x_{k,cl} / x_{k,sl} = x_{k,cl} + 2 /$ $x_{k,sl} = x_{k,cl} - 2 / x_{k,sl} = x_{k,cl} - 1 /$ $x_{k,sl} = x_{k,cl} + 1$

下面推导对于  $N$  幅载密图像, 像素位置  $i$  在该方向上的相邻像素差分平方的平均值在隐写前后的变化情况。不妨设当前非边缘像素位置  $i$  是负载位置, 其相邻像素位置  $j$  也是负载位置(表 1 中的其中一种情况), 以此情况为例, 推导对于  $N$  幅载密图像, 像素位置  $i$  在该方向上的差分平方值的均值如下: 由于像素位置  $i$  和像素位置  $j$  都是负载位置, 那么隐写前后两位置处的像素值发生变化的概率如表 2 所示。

表 2 两个相邻负载位置隐写前后像素值发生变化的概率表

Tab. 2 Variation probability of values of two adjacent payloads before and after steganography

类别	位置 $i$ 处像素值不变	位置 $i$ 处像素值+1	位置 $i$ 处像素值-1
位置 $j$ 处像素值不变	$0.5 \times 0.5$	$0.5 \times 0.25$	$0.5 \times 0.25$
位置 $j$ 处像素值+1	$0.25 \times 0.5$	$0.25 \times 0.25$	$0.25 \times 0.25$
位置 $j$ 处像素值-1	$0.25 \times 0.5$	$0.25 \times 0.25$	$0.25 \times 0.25$

对应地, 像素位置  $i$  在该方向上的相邻像素差分取值如表 3 所示。

表 3 两个相邻负载位置隐写前后像素值差分取值表

Tab. 3 Difference values of two adjacent payloads before and after steganography

类别	位置 $i$ 处像素值不变	位置 $i$ 处像素值+1	位置 $i$ 处像素值-1
位置 $j$ 处像素值不变	$x_{k, sd} = x_{k, cd}$	$x_{k, sd} = x_{k, cd} - 1$	$x_{k, sd} = x_{k, cd} + 1$
位置 $j$ 处像素值+1	$x_{k, sd} = x_{k, cd} + 1$	$x_{k, sd} = x_{k, cd}$	$x_{k, sd} = x_{k, cd} + 2$
位置 $j$ 处像素值-1	$x_{k, sd} = x_{k, cd} - 1$	$x_{k, sd} = x_{k, cd} - 2$	$x_{k, sd} = x_{k, cd}$

那么, 对于所有  $N$  幅载密图像, 像素位置  $i$  在这一方向上的差分平方值的均值为

$$\begin{aligned}
 E[x^2_{\cdot, sd}] &= E\left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x^2_{k, sd}\right] = \frac{1}{N} E\left[\sum_{k=1}^N x^2_{k, sd}\right] \\
 &= \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [(0.5 \times 0.5 \times x^2_{k, cd}) + (0.5 \times 0.25 \times (x_{k, cd} - 1)^2) + \\
 &\quad (0.5 \times 0.25 \times (x_{k, cd} + 1)^2) + (0.25 \times 0.5 \times (x_{k, cd} + 1)^2) + \\
 &\quad (0.25 \times 0.25 \times x^2_{k, cd}) + (0.25 \times 0.25 \times (x_{k, cd} + 2)^2) + \\
 &\quad (0.25 \times 0.5 \times (x_{k, cd} - 1)^2) + (0.25 \times 0.25 \times (x_{k, cd} - 2)^2) + \\
 &\quad (0.25 \times 0.25 \times x^2_{k, cd})] = \\
 &= \frac{1}{N} \left( \sum_{k=1}^N x^2_{k, cd} + \sum_{k=1}^N 1 \right) = E[x^2_{k, cd}] + 1
 \end{aligned} \tag{7}$$

需要说明的是, 这里所说的均值是指对  $N$  幅载密图像的同像素位置的特征取平均。参照以上推导过程, 分别推导出像素位置  $i$  在该方向上的其他情况下的像素差分平方值的均值如表 4 所示。

表 4 隐写前后相邻像素差分平方值的均值

Tab. 4 Mean square of difference values of two adjacent pixels before and after steganography

类别	当前像素位置 $i$ 非负载位置	当前像素位置 $i$ 是负载位置
像素位置 $j$ 非负载位置	$E[x^2_{\cdot, sd}] = E[x^2_{\cdot, cd}]$	$E[x^2_{\cdot, sd}] = E[x^2_{\cdot, cd}] + 0.5$
像素位置 $j$ 是负载位置	$E[x^2_{\cdot, sd}] = E[x^2_{\cdot, cd}] + 0.5$	$E[x^2_{\cdot, sd}] = E[x^2_{\cdot, cd}] + 1.0$

比较表 4 的第 2 列和第 3 列容易发现, 像素位置  $i$  作为负载位置时与作为非负载位置时相比, 它与相邻像素差分平方值的均值是不同的, 始终高出 0.5。那么, 当前像素位置  $i$  与其相邻像素差分平方值的均值就可以作为区分像素位置  $i$  是否是负载位置的依据。

## 2.2 载密图像相邻像素差分平方均值特征的提取

### 2.2.1 72 维相邻像素差分平方均值特征

上文从理论上证明了某像素位置与其相邻像素差分平方均值这一统计量, 可以用来区分当前像素

位置是否是负载位置。考虑到图像相邻像素相关性较大,为了减少特征维数,降低复杂度,参照文献[10],取差分门限  $T = 8$ ,也就是说,在统计相邻像素差分时,只取差分绝对值不大于 8 的差分值做统计。对  $N$  幅载密图像的同—个非边缘像素  $i$ ,在  $\rightarrow$  方向上统计差分平方值取值分别为:  $0^2, 1^2, \dots, 8^2$  的数目,除以载密图像总数  $N$ ,得到的平均结果作为像素位置  $i$  的 1 至 9 维相邻像素差分平方均值特征。然后对另外 7 个方向  $\leftarrow, \uparrow, \downarrow, \searrow, \swarrow, \nearrow, \nwarrow$  分别做相同的统计,得到的结果分别作为像素位置  $i$  的 10 至 72 维相邻像素差分平方均值特征。将每个像素位置的 72 维特征分别输入训练好的 SVM 分类器中,即可对所有像素位置进行分类。

### 2.2.2 边缘像素处理

对于要测试的载密图像,对边缘像素采取映射处理,在现有图像上下左右分别各增加 1 行 1 列,保证载密图像每个像素位置都可以提取到 72 维相邻像素差分平方均值特征。然而在训练分类器时,为了保证训练数据更为精确,不需要对边缘像素做特殊处理,只采用非边缘像素位置进行训练即可。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 图像库设置

为检测本文提出的负载定位方法的性能,在 BOSSbase0.92 图像库上进行实验。该图像库包含 9 074 幅大小为  $512 \times 512$  的图像。为减小计算复杂度,本文将图像裁剪成大小为  $64 \times 64$  的图像,从中任意选取 1 000 幅,用 LSB 匹配算法分别生成嵌入率为 10%,50% 的测试载密图像集,每个载密图像集内所有载密图像的嵌入位置相同。测试样本数目为图像像素总数目  $64 \times 64 = 4 096$ 。

### 3.2 分类器选择及训练过程

本文采用 SVM 分类器,从上述图像库中任选与测试图像不重复的 300 幅图像用作训练图像,用 LSB 匹配算法分别生成嵌入率为 10%,50% 的训练载密图像集。需要强调的是,这里生成训练载密图像集的密钥是任意的,与生成测试载密图像集的密钥没有关系。为了保证训练出的分类器足够精确,不采用边缘像素作为训练样本,由于图像大小为  $64 \times 64$ ,因此训练样本的总数为  $62 \times 62 = 3 844$ ,而测试样本总数则为  $64 \times 64 = 4 096$ 。按照 2.2 节中的步骤,对所有训练样本提取 72 维相邻像素差分平方均值特征,训练 SVM 分类器即可。

训练分类器时所采用的图像数目是任意选择的,由于图像大小—定,因此训练样本个数—定,并不会因为训练图像数目多少而改变。选取太多的图像数目用于训练,可能会稍微增加提取特征时的复杂度,选取太少的图像数目用于训练,又会使得训练特征受图像内容本身影响过大,因此这里选取 300 幅用于训练即可。

### 3.3 评价标准

本文方法分别与文献[15]中的一阶、二阶 MAP 载体估计方法做出了比较,由于文献[15]在已知嵌入率(即已知负载位置总数目  $M$ )条件下,根据平均残差来定位负载,每次判定的负载位置数目都固定为  $M$ ,而本文采用分类器对所有负载位置进行分类,无法将每次判定的负载位置数目都固定为  $M$ 。因此,本文采用查全率和查准率两个指标来评价负载定位性能。其中,查全率定义为:通过负载定位,检测出的正确负载位置占载密图像总负载位置的比例,反映负载定位得到的信息量的多少;查准率定义为:通过负载定位,检测出的正确负载位置占检测出的全部负载位置的比例,反映了负载定位得到信息量的准确性。这两个指标也是隐写分析中常用的指标。另外,还在实验部分列出了 3 种方法检测出的负载位置个数以及其中正确检测的个数作为参考数值进行比较。

### 3.4 实验结果及分析

用方法 S1 代表采用—阶 MAP 方法估计载体得到的负载定位结果,用 S2 表示用二阶 MAP 方法估计载体得到的负载定位结果,用 S3 代表本文所提方法。

表 5 嵌入率  $q=10\%$  时,不同载密图像数目下的定位个数Tab. 5 Number located with different numbers of stego images with the embedding rate  $q=10\%$ 

N	总检测个数			正确检测个数		
	S1	S2	S3	S1	S2	S3
1	409	409	317	43	43	148
100	409	409	705	113	103	321
300	409	409	630	276	229	371
500	409	409	378	315	299	359
1 000	409	409	347	402	400	346

表 6 嵌入率  $q=10\%$  时,不同载密图像数目下的定位率

%

Tab. 6 Location accuracy with different numbers of stego images with the embedding rate is  $q=10\%$ 

N	查全率			查准率		
	S1	S2	S3	S1	S2	S3
1	10.51	10.51	36.19	10.51	10.51	46.69
100	27.63	25.18	78.48	27.63	25.18	45.53
300	67.48	55.99	90.71	67.48	55.99	58.89
500	77.02	73.11	87.28	77.02	73.11	94.97
1 000	98.29	97.80	84.60	98.29	97.80	99.71

表 7 嵌入率  $q=50\%$  时,不同载密图像条件下的定位个数Tab. 7 Number located with different numbers of stego images with the embedding rate  $q=50\%$ 

N	总检测个数			正确检测个数		
	S1	S2	S3	S1	S2	S3
1	2 048	2 048	0	1 049	1 235	0
100	2 048	2 048	16	1 410	1 664	16
300	2 048	2 048	2 695	1 680	1 882	1 897
500	2 048	2 048	2 217	1 862	1 952	1 907
1 000	2 048	2 048	1 948	2 027	1 996	1 891

表 8 嵌入率  $q=50\%$  时,不同载密图像条件下的定位率

%

Tab. 8 Location accuracy with different numbers of stego images with the embedding rate is  $q=50\%$ 

N	查全率			查准率		
	S1	S2	S3	S1	S2	S3
1	51.22	60.30	0.00	51.22	60.30	0
100	68.85	81.25	0.78	68.85	81.25	100
300	82.03	91.89	92.63	82.03	91.89	70.39
500	90.92	95.31	93.12	90.92	95.31	86.02
1 000	91.46	97.46	92.33	91.46	97.46	97.07

(1) 观察表 5,6 可以发现,低嵌入率时,在不同载密图像条件下,本文方法大都比现有一阶、二阶 MAP 载体估计方法有更好的负载定位性能,尤其是在载密图像数目较少的情况下,本文方法远远优于 MAP 载体估计方法。

(2) 观察表 7,8 可以发现,高嵌入率时,本文方法与 MAP 载体估计方法在图像数目较少(仅有 1 幅载密图像)时,几乎同时失效。但由于两者采取的评价标准不同,MAP 载体估计方法的总检测个数一定,因此方法失效的表现是查全率与查准率都能达到 50% 左右,相当于随机猜测。而本文方法失效的表现则为不能将负载位置正确判别到相应的类别中。随着载密图像数目的增多,本文方法有效性逐渐明显,但仍稍逊色于 MAP 载体估计方法。

(3) 本文方法在低嵌入率条件下,定位性能明显优于 MAP 载体估计方法,在高嵌入率条件下,则稍劣于二阶 MAP 载体估计方法,与一阶 MAP 载体估计方法定位性能相当。本文从一个全新的角度考虑

隐写负载定位问题,选取有效的特征,利用分类器实现了负载定位。

## 4 结束语

针对 LSB 匹配隐写,本文提出了一种新的负载定位方法。将隐写负载定位看作一个二分类问题,将载密图像每个像素位置看作待分类样本,通过提取载密图像集中每个像素位置在 8 个方向上的相邻像素差分平方值特征,利用 SVM 分类器,将每个像素位置划分到正确的类别——负载位置或非负载位置。从理论和实验两方面证明了所提方法的有效性。本文首次将隐写负载定位问题看作二分类问题,并通过提取有效特征输入分类器来实现负载定位;在现有条件下,针对各种隐写方法的检测方法大都是通过这个流程来实现的并且都取得了较好的检测效果。那么,在后续的工作中可以考虑,参照现有的针对隐写检测的图像统计特征,将其改进为针对像素的统计特征应用到负载定位问题中,来提高针对 LSB 隐写负载定位的准确率或发掘针对其他隐写方法的负载定位方法。

## 参考文献:

- [1] Petitcolas F A P, Anderson R J, Kuhn M G. Information hiding—A survey [J]. Proceedings of the IEEE, Special Issue on Identification and Protection of Multimedia Information, 1999, 87(7):1062-1078.
- [2] Ker A. Steganalysis of LSB matching in grayscale images [J]. Signal Processing Letters, 2005, 12(6): 441-444.
- [3] 陶然,张涛,平西建.应用五株采样提升算法的抗盲检测图像隐写算法[J]. 数据采集与处理, 2011, 2012, 27(2):179-188. Tao Ran, Zhang Tao, Ping Xijian. A blind detection resistant steganographic algorithm for images based on quantized sampling lifting scheme[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 2012, 27(2):179-188.
- [4] Westfeld A, Pfitzmann A. Attacks on steganographic systems [C]// Proceedings of Third International Workshop on Information Hiding, Lecture Notes in Computer Science. Dresden, Germany; Springer, 2000: 61-76.
- [5] Fridrich J, Goljan M, Rui D. Reliable detection of LSB steganography in color and grayscale images [C]// Proceedings of International Multimedia Conference on Multimedia and Security. New York, USA; ACM, 2001: 27-30.
- [6] Zhang T, Ping X J. A new approach to reliable detection of LSB steganography in natural image [J]. Signal Process, 2003, 83(10): 2085-2093.
- [7] Zhang J, Cox I J, Doërr G. Steganalysis for LSB matching in images with high-frequency noise [C]// Proceedings of IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing. Crete, Greece; IEEE, 2007:385-388.
- [8] Gao Y, Li X, Yang B. Detecting LSB matching by characterizing the amplitude of histogram [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Taipei, China; IEEE, 2009:1505-1508.
- [9] Zhang T, Li W X, Zhang Y, et al. Steganalysis of LSB matching based on statistical modeling of pixel difference distributions [J]. Information Sciences, 2010, 180: 4685-4694.
- [10] Pevny T, Bas P, Fridrich J. Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(2): 215-224.
- [11] Ker A. Locating steganographic payload via WS residuals [C]// Proceedings of the 10th ACM Workshop on Multimedia and Security. New York, USA; ACM, 2008:27-32.
- [12] Fridrich J, Goljan M. On estimation of secret message length in LSB steganography in spatial domain [J]. SPIE Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VI, 2004, 5306:23-34.
- [13] Ker A, Lubenko I. Feature reduction and payload location with WAM steganalysis [J]. SPIE Media Forensics and Security XI, 2009, 7254:0A01-0A13.
- [14] Luo Y, Li X L, Yang B. Locating steganographic payload for LSB matching embedding [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). Barcelona, Spain; IEEE, 2011:1-6.
- [15] Quach T T. Optimal cover estimation methods and steganographic payload location [J]. IEEE International Conference on Information Forensics and Security, 2011, 6(4): 1214-1222.

## 作者简介:



闫晓蒙(1990-),女,硕士研究生,研究方向:多媒体信息安全, E-mail: special-mengmeng@163.com。



张涛(1977-),男,副教授,研究方向:图像处理、信息隐藏, E-mail: brunda @163.com。

奚玲(1975-),女,副教授,研究方向:信息隐藏、嵌入式智能信息处理, E-mail: bluesky@163.com。

平西建(1953-),男,教授,研究方向:图像处理、信息隐藏, E-mail: pingxijian @163.com。

