一种基于时空冗余统计不可见性的视频隐写分析方法*

钟卫东[1]，吴俊卿[2]，吴耕锐[1,2]，杨海滨[1]
(1. 武警工程大学 电子技术系 网络与信息安全武警部队重点实验室，西安 710086；2. 武警 8710 部队司令部，福建 莆田 351111)

摘　要：视频中的扩频嵌入和 MSU 隐写是两种典型的隐写方法，可抵抗压缩等多种攻击。为有效检测利用此方法嵌入的秘密信息，根据视频的时空冗余特性，提出了一种实时的视频隐写分析方法。用大小为 $L+1$ 的滑行窗口获取视频帧估计值，并提取相应的 DCT 和马尔可夫特征，使用神经网络、支持向量机等多种分类方法对隐写视频进行检测。结果表明，根据 DCT 和马尔可夫特征来分析，检测率较高。将支持向量机和时、空冗余特性等应用于视频隐写分析，有很大前景。

关键词：视频隐写分析；MSU；扩频隐写；DCT；马尔可夫特征
中图分类号：TP391　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1001-3695(2012)10-3846-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.10.064

Video steganalysis method based on spatial-time redundancy of statistics invisibility

ZHONG Wei-dong[1], WU Jun-qing[2], WU Geng-rui[1,2], YANG Hai-bin[1]
(1. *Key Laboratory of Network & Information Security of APF*, *Dept. of Electronic Technology*, *Engineering University of APF*, *Xi' an* 710086, *China*; 2. *Chinese Armed Police Force* 8710, *Putian Fujian* 351111, *China*)

Abstract: The video steganography of the spread spectrum embedding and MSU are the two typical steganographic method , which can be resistant against compression and other attacks, in order to obtain the effective detection of the embedded secret information. According to the video spatial-time redundancy, this paper proposed a real-time video steganalysis method. Used a size of $L+1$ sliding window to obtain an estimate of the video frames, and extracted the corresponding DCT and Markov features, and used neural networks, support vector machines and other classification methods for video steganalysis. The results show that, according to the DCT and Markov features, the correct detection rate is higher. The support vector machines and time and spatial redundancy, etc can be used in the video steganalysis, which have great prospects.

Key words: video steganalysis; MSU; spread spectrum steganography; DCT; Markov features

0　引言

视频信息隐藏是近年来信息安全领域发展迅速的一门交叉学科，其研究在国际上引起了广泛关注，主要用于数字产品的产权保护。视频隐写的主要目的是通过隐藏秘密信息的存在性来获得通信安全。与视频隐写相对抗的技术称为视频隐写分析，其主要目的是检测被怀疑视频中是否存在隐藏信息，或者进一步从被检测为存在秘密信息的视频中估计出其隐藏容量、嵌入位置等，甚至提取出秘密信息。一般认为，只要能够判断被怀疑视频中秘密信息的存在性，就达到了隐写分析的目的。所以，目前视频隐写分析的主要目的是检测对象中秘密信息的存在性，即隐写分析等同于秘密信息检测。

隐写分析分为主动和被动两种[1]。被动隐写分析的目的是判断视频是否含有秘密信息；主动隐写分析的目的是估计出秘密信息本身，即计算出秘密信息的长度、隐藏位置或隐写过程中使用的参数。之前有大量的研究机构对音频及图像隐写分析进行了研究，但视频隐写分析方面的研究并不多。

目前视频隐写分析的研究主要针对特定的隐写算法。针对视频扩频嵌入对时空相关性的影响，Xu 等人[2]为有效检测经扩频隐写的视频片段中秘密信息的存在，将隐写过程建模为加性高斯噪声的叠加过程，分析了噪声叠加对视频序列的时空间相关性的影响，提出了一种基于时空相关性的隐写分析方法。该方法利用视频序列中各帧的四方向差分直方图度量隐写对空间相关性的影响及相邻帧帧间差分的直方图度量隐写对时间相关性的影响。与现有算法相比，其实现简单，检测性能更好；但检测压缩后视频时效果不佳，且压缩后的视频码率越低，检测效果越差。根据视频序列时域特性，Liu 等人[3]提出了一种应用帧间共谋策略的视频隐写分析方法。通过分析局部运动的相邻视频帧的共谋结果，并计算非运动块数据对嵌入操作敏感的统计特性，将嵌入信息 M_k 和局部运动建模为双

收稿日期：2012-03-13；**修回日期**：2012-06-05　**基金项目**：国家自然科学基金资助项目(61103231,61103230)；陕西省自然科学基础研究计划资助项目(2012JM8014)

作者简介：钟卫东(1976-)，男，副教授，主要研究方向为信息安全和密码；吴俊卿(1972-)，男，学士，主要研究方向为信息安全和密码；吴耕锐(1985-)，男，硕士，主要研究方向为数字水印、信息安全(wugengrui11@163.com)；杨海滨(1981-)，男，硕士，主要研究方向为信息隐藏.

模混合噪声,采用基于帧间分块相关度的特征提取策略,应用 GRNN 分类器对提取特征进行分类,以识别经隐写视频帧,在一定程度上消除了视频内容中局部运动对隐写分析的影响,同时对可能出现较高虚警率的原因进行分析,给出了降低检测虚警率的策略。算法可用性好,但因视频个体差异,有时所选的敏感统计量无法很好地表征秘密信息,检测效果不佳。通过块均方误差的变化,研究信息嵌入对运动估计的影响,发现运动矢量对隐写具有敏感性,且分块越小,对隐写越敏感。Sun 等人[4]提出了一种基于运动估计的视频隐写检测算法,提取反映视频时变特性的运动矢量场作为隐写检测的特征。特征提取过程中:先取定分块大小 $N_1 \times N_2$,使用最小均方误差块匹配运动估计算法,得到运动矢量场;再提取运动矢量场三个方向相邻元素的共生矩阵,使用共生矩阵的主对角线及其相邻元素作为特征。使用支持向量机分类器进行秘密信息的检测。算法与 Budhia 的算法相比,具有更好的检测性能;但由于噪声、形变(镜头拉近或拉远)等因素存在,使得最小均方误差块匹配算法存在较大误差,此类视频的检测变得非常困难。

基于此,本文提出了一种基于时空冗余统计不可见性的视频隐写分析方法。该方法通过滑动窗口获取视频帧的一个估计值,提取经 MSU 或扩频隐写后视频中的 DCT 和马尔可夫特性作为特征,然后应用神经网络、支持向量机等方法对其进行检测。

1　隐写原理

1.1　扩频隐写技术

利用扩频技术将秘密信息嵌入在数据的某些频率部分,信息分布在许多频率段,使得在某一单一的频率上信号能量是微弱且难以检测的。隐藏的信息相当于类似加性噪声,使得在视觉上不易察觉,增强了抗攻击的能力。抗攻击类型有普通信号处理(如数模/数模变换、重采样、重量化、图像对比度、彩色方面的图像增强处理)和几何攻击(旋转、变化、剪切等方式)。如果要破坏隐藏在其中的信息,需要加入更大幅度的噪声到所有频率段,这样便会破坏整体视频质量。具体扩频思路的简单算法如下:

```
function o = hide_de(fragment,data,s,atten,pn0,pn1)
[row,col] = size(s);
if(row > col)
s = s';
end;
i = 1;
n = min(floor(length(s)/fragment,length(data)));
o = s;
len = length(pn0);
base = fragment - len + 1;
for i = 1:n
st = (i - 1) * fragment + 1;
ed = i * fragment;
tmp = dct(s(st:ed));
attenl = atten * max(abs(tmp));
if data(i) == 1
tmp(base:fragment) = tmp(base:fragment) + attenl * pn1;
else
tmp(base:fragment) = tmp(base:fragment) + attenl * pn0;
end;
o(st:ed) = idct(tmp);
end;
```

且其嵌入的方式有三种:

$$v'_i = v_i + \alpha x_i \tag{1}$$

$$v'_i = v_i(1 + \alpha x_i) \tag{2}$$

$$v'_i = v_i(e^{\alpha x_i}) \tag{3}$$

其中:v_i 表示原始载体图像系数;x_i 表示嵌入的消息序列;α 是嵌入强度系数;v'_i 表示嵌入之后的隐写系数。

1.2　MSU StegoVideo 视频隐写技术

MSU StegoVideo[5]是目前网络上出现的一款结合视频内容的信息隐藏软件,它可在 AVI 视频文件中隐藏任意类型的其他文件,采用了一种强鲁棒性的视频隐藏算法,载密视频经过二次压缩编码,仍能正确提取秘密信息。因此,MSUStegoVideo可视为一种真正的视频信息隐藏工具,其主要利用具有较高鲁棒性的扩频隐写算法,将秘密信息嵌入到视频图像中,可在有损视频压缩编码后正确提取。

Su 等人[6]通过测试特定序列对 MSU 视频隐写软件进行反向分析,以多帧单一灰度值图像构造一组特殊的视频测试序列,利用 MSU 隐写软件对其进行秘密信息嵌入;然后比较隐藏后的载密图像与原始图像之间的差值图像信号,以此来寻求其隐藏算法的模式特点。

通过 Su 等人对 MSU StegoVideo 隐藏软件操作流程的分析,以及隐藏前后差值图像的对比,可知 MSU StegoVideo 隐藏软件在整体算法设计结构上采用了一种类似图像扩频水印算法[6]的隐藏技术。它首先将秘密信息通过一定的预处理(包括加密和纠错编码)形成嵌入数据,然后在图像空间域将其自适应地叠加嵌入到整个图像之中。MSU 软件可以通过两个参数控制这一过程:a)冗余度参数(redundancy level),用于控制扩频系数,通过图像尺寸和序列长度预置嵌入最大数据容量,冗余参数越大,嵌入信息的鲁棒性越强,但实际能嵌入的信息量越少;b)嵌入强度参数(noise level),用于控制叠加调制强度,其数值越大,嵌入信息的鲁棒性越强,但不可感知性越弱。该软件正是利用这两个方面来增强嵌入信息的抗攻击能力,提高其在二次压缩编码后的生存能力。在隐藏信息数据分布上,MSU 采用了隐藏信息逐帧顺序嵌入的策略,以此实现大容量信息隐藏;而在每一帧图像中,MSU 则构造了一种特定的嵌入数据分布模式,将差值图像幅度按照比例放大,可以清晰地看到这种分布特点。它以 32×32 像块为单位,其中的四个 16×16 嵌入信息块构成了一种调制幅度交错的类似棋盘格的分布模式。这种模式嵌入机制的优点在于可以提高嵌入信息的鲁棒性;另一方面,由于视频压缩编码的量化环节会引入类似的块效应,这在一定程度上也为嵌入信息提供了伪装。在嵌入调制策略上,为防止颜色失真,MSU 仅选择图像的亮度分量进行信息嵌入,而未在色度信号中隐藏;为进一步增强不可感知性,信息嵌入调制强度在通过嵌入强度参数进行整体控制的同时,还会根据图像内容在局部进行微弱的自适应调整。MSU 隐写原理简单如图 1 所示。

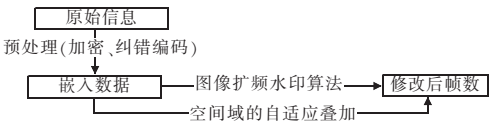

图 1　MSU 隐写原理

综上所述,MSU 是一种改进的扩频水印算法。它具有一定的鲁棒性,与单一灰度值图像基本一致的隐藏信息数据分布

规律,并可以通过选择合适的嵌入参数有效抗击各种标准视频压缩编码系统的影响。

2 隐写视频的生成

2.1 隐写的实验环境

本文实验所用计算机配置为 Core2 6320 CPU(1.8 GHz),1.0 GB RAM,使用 Visual C++ 6.0 进行仿真实验。实验中选取 H.264 格式视频序列 tennis(100 帧,176 × 144),foreman(100 帧,176 × 144),news(100 帧,176 × 144),container(100 帧,176 × 144)等,帧速率为 30 fps。

2.2 视频隐写算法

在三种嵌入方式中,$i = 1,\cdots,n$ 和 α 为算法嵌入率,其值越大,视频失真越大,检测性能越好。嵌入方式 1 不适用于存在有剧烈运动的视频,嵌入方式 2 对有剧烈变化的视频鲁棒性更好。故用嵌入方式 2 在视频的 DCT 域中嵌入秘密信息,用嵌入方式 1 在空域里嵌入秘密信息。

嵌入方式 1

a)用标准化方法将秘密信息转换为高斯噪声;

b)根据秘密信息的长度 n,除直流系数外,选出最高的 n 个系数,使用式(2)将秘密信息嵌入到这 n 个系数中;

c)将 DCT 域视频图像转换为空域视频图像。

嵌入方式 2

a)将视频图像转换为比特信息;

b)提取每个视频帧的亮度成分;

c)使用式(1)将秘密信息嵌入到亮度块中。

2.3 生成视频估计值

仅通过视频时间冗余特性来检测效果并不理想,故用大小为 $L+1$ 的滑行窗口来获取视频帧估计值,并从其中提取 DCT 和马尔可夫特征,根据时、空间特性检测。按式(4)生成视频估计值:

$$Z_i(m,n) = \frac{1}{L+1}\sum_{k=i-L}^{i+L} X_K(m,n) \quad L < i < n-L \tag{4}$$

其中:Z 为视频估计值;$L+1$ 为滑行窗口大小;X_K 为隐写视频帧;(m,n) 为对应的像素点。

2.4 特征的提取

因 DCT 和马尔可夫特征可较好地表明视频帧的时空特性,故将其作为检测对象。提取的特征由 274 个元素组成,包括 193 个 DCT 和 81 个马尔可夫特征值。用公式组从视频序列的第一序列或更高序列的统计值中提取量化后的 DCT 系数作为特征值。用马尔可夫模型从量化后 DCT 系数的绝对值中提取相应特征。对高维数据,只从选择的位置或参考值中提取特征。具体特征提取如下:

a)DCT 特征的提取

(a)将所有视频帧转换为 DCT 系数块。系数表示为 $d_{ij}(k)$,$i,j = 1,\cdots,8$,$k = 1,\cdots,n_b$。

其中 $d_{ij}(k)$ 为第 k 个宏块中第 i 行第 j 列 DCT 系数值。

用式(5)计算所有亮度 DCT 系数的柱状图 H。

$$H = (H_L,\cdots,H_R) \tag{5}$$

其中:$L = \min_{i,j,k} d_{ij}(k)$,$R = \max_{i,j,k} d_{ij}(k)$。将只从 $l \in \{-5\cdots5\}$ 的柱状图值 H 中提取特征。

(b)式(6)为五个独立的 DCT 模式函数。

$$h^{ij} = (h_L^{ij},\cdots,h_R^{ij}) \tag{6}$$

其中:$(i,j) \in \{(1,2)(2,1)(3,1)(2,2)(1,3)\}$,并只用值为 $\{-5\cdots5\}$ 的柱状图。

(c)式(7)为双重柱状图函数,代表 8 × 8 矩阵 $g_{i,j}^d$,其中 $i,j = 1,\cdots,8$,$d = -5,\cdots,5$。

$$g_{ij}^d = \sum_{k=1}^{nb}\delta(d,d_{ij}(k)) \tag{7}$$

其中 $\delta(x,y) = 1$,但当 $x = y$ 或 0 时除外。为减少特征量,只提取 $(i,j) \in \{(2,1)(3,1)(4,1)(1,2)(2,2)(3,2)(1,3)(2,3)(1,4)\}$ 的系数作为特征值。

(d)用式(8)计算帧间块 DCT 系数之间的相关性。

$$\frac{\sum_{i,j=1}^{S}\sum_{k=1}^{|L|-1}|d_{ij}(I_r(k)) - d_{ij}(I_r(k+1))| + \sum_{i,j=1}^{S}\sum_{k=1}^{|L|-1}|d_{ij}(I_c(k)) - d_{ij}(I_c(k+1))|}{|I_r| + |I_c|} \tag{8}$$

其中:I_r 和 I_c 为索引宏块矢量。

(e)用式(9)计算视频帧的模块化结果。

$$B_\alpha = \frac{\sum_{i=1}^{|(M-1)/8|}\sum_{j=1}^{N}|C_{8i,j} - C_{8i+1,j}|^\alpha + \sum_{j=1}^{|(N-1)/8|}\sum_{i=1}^{M}|C_{i,8j} - C_{i,8j+1}|^\alpha}{N|(M-1)/8| + M|(N-1)/8|} \tag{9}$$

其中:M 为图像的高;N 为图像的宽;c_{ij} 为压缩后 JPEG 图像的灰度值;$\alpha = 1,2$。

(f)用式(10),根据共生矩阵,计算相邻 DCT 系数之间相关值。

$$C_{st} = \frac{\sum_{i,j=1}^{8}\sum_{k=1}^{|I_r|-1}\delta(s,d_{ij}(I_r(k)))\delta(t,d_{ij}(I_r(k+1))) + \sum_{i,j=1}^{8}\sum_{k=1}^{|I_c|-1}\delta(s,d_{ij}(I_c(k)))\delta(t,d_{ij}(I_c(k+1)))}{|I_r| + |I_c|}$$

$$(s,t) \in [-2,2] \times [-2,2] \tag{10}$$

b)马尔可夫特征的提取

首先根据视频帧中量化 DCT 系数块的绝对值构建一个矩阵 $F(u,v)$,通过矩阵变换,可获得水平的、垂直的、对角线和最小角方向四个不同矩阵。具体如下所示:

$$F_h(u,v) = F(u,v) - F(u+1,v) \tag{11}$$

$$F_v(u,v) = F(u,v) - F(u,v+1) \tag{12}$$

$$F_d(u,v) = F(u,v) - F(u+1,v+1) \tag{13}$$

$$F_m(u,v) = F(u+1,v) - F(u,v+1) \tag{14}$$

为了减小特征矢量维数,只考虑矩阵中数为 $[-4,+4]$ 的特征矢量。该值是根据文献[7]中统计研究结果而定的。因此,当数值大于 4 时,将其置为 4;当数值小于 −4 时,将其置为 −4。故可得转换矩阵:

$$M_h(i,j) = \frac{\sum_{u=1}^{S_u-2}\sum_{v=1}^{S_v}\delta(F_h(u,v)) = i, F_h(u+1,v) = j)}{\sum_{u=1}^{S_u-1}\sum_{v=1}^{S_v}\delta(F_h(u,v) = i)} \tag{15}$$

$$M_v(i,j) = \frac{\sum_{u=1}^{S_u}\sum_{v=1}^{S_v-2}\delta(F_v(u,v)) = i, F_v(u+1,v) = j)}{\sum_{u=1}^{S_u}\sum_{v=1}^{S-1_v}\delta(F_v(u,v) = i)} \tag{16}$$

$$M_d(i,j) = \frac{\sum_{u=1}^{S_u-2}\sum_{v=1}^{S_v-2}\delta(F_d(u,v)) = i, F_d(u+1,v+1) = j)}{\sum_{u=1}^{S_u-1}\sum_{v=1}^{S_v-1}\delta(F_d(u,v) = i)} \tag{17}$$

$$M_m(i,j) = \frac{\sum_{u=1}^{S_u-2}\sum_{v=1}^{S_v-2}\delta(F_m(u+1,v)) = i, F_m(u,v+1) = j)}{\sum_{u=1}^{S_u-1}\sum_{v=1}^{S_v-1}\delta(F_m(u,v) = i)} \tag{18}$$

其中:S_u 和 S_v 为视频帧图像维数,$\delta = 1$。特征值为四个转换矩阵的取值平均值。

3　实验结果及分析

用 MSU 和扩频隐写两种方法对原始视频帧(42 个片段共计 10 000 帧)进行隐写。对经三种不同嵌入率扩频隐写的视频帧进行三个不同实验。检测经嵌入方式 1 嵌入视频情况如下:$\alpha=1$,提取其中 9 000 帧;$\alpha=0.5$,9 000 帧;$\alpha=0.1$,9 000 帧。检测经嵌入方式 2 嵌入视频情况如下:$\alpha=1$,9 000 帧;$\alpha=5$,9 000 帧。从经 MSU 隐写的视频中提取的视频帧数是 10 000。对每个分类隐写视频来说,取其中 6 000 帧用于训练分类器,剩余帧用于检测。当使用支持向量机检测时,其结果如表 1 所示;当使用神经网络进行检测时,其结果如表 2 所示。

3.1　支持向量机选择模型分类方法

为获得较好检测效果,需为分类器选择一个合适的估计参数。这里用文献[8~10]中数据来训练分类器。

在训练支持向量机分类器时,估计参数的选择主要考虑以下三个方面:

a)决策函数与训练样本之间的折中,即计算代价 C。

b)映射函数的选择。

c)核函数:$K(x_i,x_j)=\Phi(x_i)\times\Phi(x_j)$。

在核函数 RBF 中,参数宽度可决定高维空间特征。图 2 给出了一个支持向量机的例子。图中 X 轴代表代价参数的对数值,Y 轴代表核函数参数的对数值。用不同曲线描述不同情况。表 1 为采用不同嵌入率隐写时检测的结果。

表 1　支持向量机检测结果

嵌入算法	信息嵌入率 α	检测正确率	Kundur 等人方法检测正确率
扩频隐写方法	0.1	98.76	61.50
扩频隐写方法	0.5	99.21	63.81
扩频隐写方法	1	99.34	64.52
扩频隐写方法	2	99.47	66.83
扩频隐写方法	5	99.59	68.94
MSU 隐写方法		97.82	58.62
MSU 隐写方法		97.96	55.57

3.2　神经网络分类方法

梯度变化算法可避免 CGA 算法中的直线搜索过程。黑森矩阵公式为

$$E''(w_k)p_k=\frac{E'(w_k+\sigma_k p_k)-E'(w_k)}{\sigma_k}+\lambda_k p_k \tag{19}$$

其中:E'和 E''为函数 $E(W_k)$派生出的第一个和第二个信息;其他参数是 p_k、σ_k 和 λ_k,分别代表权重、搜索方向和黑森函数的控制参数。为得到 E 二次方的近似值,需提出一个好的机制,以减小参数 λ_k 值[11]。实验中用三种不同的分类方法来检测隐写视频,检测结果如表 2 所示。

表 2　神经网络检测结果

嵌入方法	检测率
扩频隐写视频	97.36
MSU 隐写视频	96.82

3.3　多类分类检测

用多类分类方法检测四种不同隐写视频。共取 1 000 视频帧,200 帧为原始视频帧,200 帧为经 MSU 隐写的视频帧,200 帧经参数 $\alpha=0.1$ 扩频隐写的视频帧,200 帧经参数 $\alpha=1$ 扩频隐写的视频帧,200 帧经参数 $\alpha=2$ 扩频隐写的视频帧,200 帧经参数 $\alpha=5$ 扩频隐写的视频帧。其结果如表 3 所示。

表 3　多类分类方法的检测结果

嵌入方法	检测率
K 最近相邻	90.65
连续最小优化额支持向量机	99.42
随机预言机	93.86
K 最近相邻	90.65

3.4　K 邻近密度估计方法

用 K 邻近密度估计方法分类时,特征矢量和训练样本被存储。测试矢量相位时,当找到一个新的数据点时,计算该数据点与所有数据点之间的距离,便可找到最接近的 K 个数据点。该距离矩阵可以是欧几里德距离、曼哈顿距离、加权平均距离等。新的数据点将被分配到 K 个最接近的数据点的最高频成分。这里取 $K=9$ 来检测隐写视频[11]。

3.5　K-均值聚类分类方法

K-均值聚类是一种非等级聚类方法。通过计算每个样本到这 k 个中心的距离平方和,对样本重新归类。该方法实为迭代过程,使其聚类到其中一个数据点。此迭代技术具有初值敏感性。初始条件的调控可使聚类效果更佳。其最小目标函数为

$$J=\sum_{j=1}^{k}\sum_{i=1}^{x}\|x_i^{(j)}-c_j\|^2 \tag{20}$$

其中:$\|x_i^{(j)}-c_j\|^2$ 是数据点 $x_i^{(j)}$ 聚类与中心 c_j 之间的距离测量方法,是对 n 个数据点到聚类中心的距离估计。

3.6　最大期望分类方法

最大期望分类方法将均值和标准偏离作为数字分布和名义方面的数值[12]。根据每个分类中每种场景的概率,此为期望相位。然后根据样本最大相位构建聚类分类器。

最大期望估计算法包括两个步骤:

(a)期望的计算:

$$F^t(j)\Delta=P(j|u,\Theta^t)$$

(b)最大期望计算:

$$\Theta^{t+1}=\arg\max_{\Theta}[Q^t(\Theta)+\log P(\Theta)]$$

检测结果如表 4 所示。

表 4　K-均值及最大期望方法检测结果

分类方法	检测率
K-均值分类方法	63.58
最大期望分类方法	62.12

3.7　ROC 曲线

接收操作特性曲线是敏感与特征之间的一条曲线。检测率的高低主要取决于分类的方法,结果可形成 ROC 曲线(图 3)。曲线图中,X 轴代表虚警率,Y 轴代表检测率。曲线往右与 X 轴和 Y 轴围成面积大小为分类性能,越接近 1 则性能越好[13],面积为 1 说明该测试效果好,面积为 0.5 说明该检测无意义。实验中检测结果为 0.992 9。

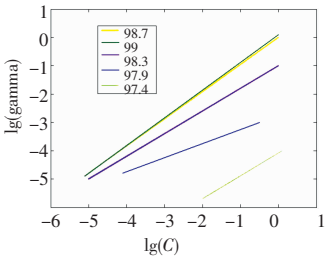

图 2　支持向量机模型

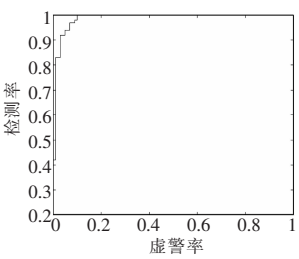

图 3　ROC 曲线

(下转第 3853 页)

(上接第 3849 页)

4 结束语

通过对比各分类方法检测结果,可知支持向量机的检测效果最好,其检测率大于 0.99,K-均值和最大期望估计分类方法的检测效果不佳,表明此基于时空冗余统计不可见性的视频隐写分析方法可应用于实时检测。

参考文献:

[1] CHANDRAMOULI R. A mathematical framework for active steganalysis[J]. ACM Multimedia Systems Journal Special Issue on Multimedia Watermarking,2003,9(3):303-311.

[2] XU Chang-yong, PING Xi-jian. Video steganalysis based on spatial-temporal correlation [J]. Journal of Image and Graphics,2010,15(9):164-167.

[3] LIU Bin, LIU Fen-lin, YANG Chun-fang. Video steganlysis using temporal correlation[C]//Proc of the 3rd IEEE International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. 2007:287-290.

[4] SUN Yi-feng, LIU Fen-lin. Digital video steganalysis algorithm based on motion estimation[J]. PR & AI,2010,23(6):759-765.

[5] WANG Wei-hong, FARID H. Exposing digital forgeries in video by detecting duplication[C]//Proc of the 9th Workshop on Multimedia & Security. New York:ACM Press,2007:35-42.

[6] SU Yu-ting, WANG Li-li, ZHANG Chun-tian. A new digital video steganalysis algorithm against motion vector[C]//Proc of WiCOM. 2007:164-167.

[7] SHI Y Q, CHEN Chun-hua, CHEN Wen. A Markov process based approach to effective attacking JPEG steganography[C]//Proc of the 8th Information Hiding Workshop. Berlin:Springer-Verlag,2007:249-264.

[8] CHERKASSY V. Model complexity control and statistical learning theory[J]. Journal of Natural Computing,2002,1(1):109-133.

[9] LEE J H, LIN C J. Automatic model selection for support vector machines[R]. Taiwan:Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University,2000.

[10] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM:a library for support vector machines [R]. Taiwan:Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University, 2001.

[11] WITTEN I. Data mining:practical machine learning tools and techniques[M]. 2nd ed. San Francisco:Morgan Kaufmann,2011.

[12] DELLAERT F. The expectation maximization algorithm[R]. [S. l.]: GVU Center, College of Computing, 2002.

[13] EGAN J P. Signal detection theory and ROC analysis[M]. New York: Academic Press,1975.