

# 基于 JPEG 净图定量描述的隐写分析方法

毛家发<sup>1,2,3</sup>, 钮心忻<sup>1,2</sup>, 杨义先<sup>1,2</sup>, 时书剑<sup>4</sup>

(1. 北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室信息安全中心, 北京 100876;

2. 北京邮电大学网络与信息攻防技术教育部重点实验室, 北京 100876;

3. 上饶师范学院数学与计算机系, 江西上饶 334001; 4. 上海师范大学天华学院, 上海 200234)

**摘 要:** 在隐写分析领域, 国内外已有很多学者对 JPEG 图像的 DCT 系数统计分布模型进行过研究. 本文根据数据的统计特征, 系统地描述了 JPEG 净图 DCT 系数的 SaS 模型. SaS 模型具有很强的柔韧性, 随着特征指数  $\alpha$  改变, 其分布形状就会改变. 根据 SaS 模型的柔韧性, 本文提出了一种新颖的、基于净图定量描述的隐写分析方法, 这种隐写分析方法与传统模型的隐写分析方法相比, 具有更好的隐藏信息检测性能.

**关键词:** 隐写分析; SaS 模型; 吻合度; 定量描述; 一类分类器

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 08-1907-06

## Steganalysis Method Based on JPEG Cover Image Quantitative Describing

MAO Jia-fa<sup>1,2,3</sup>, NIU Xin-xin<sup>1,2</sup>, YANG Yi-xian<sup>1,2</sup>, SHI Shu-jian<sup>4</sup>

(1. Information Security Center, State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and

Telecommunications, Beijing 100876, China; 2. Key Laboratory of Network and Information Attack & Defense Technology of

Ministry of Education, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 3. Department of

Mathematics and Computer Science, Shangrao Normal University, Shangrao, Jiangxi 334001, China;

4. Tianhua College, Shanghai Normal University, Shanghai 200234, China)

**Abstract:** In the domain of steganalysis, the theory of DCT coefficients statistical distribution model has been addressed in many previous papers. Based on the statistical characters of image's data, this paper introduces the symmetric alpha-stable model of the cover image's DCT coefficient systematically. Because of the adequate flexibility of SaS, its shape of distribution will be changed as the characteristic index  $\alpha$  changes. According to SaS model flexibility, a new novel steganalysis method based on cover image quantitative describing is proposed in this paper. Compared with the traditional model's steganalysis method, the performance of the new model's is much better.

**Key words:** steganalysis; symmetric alpha-stable models; anastomose measurement; quantitative describing; one-classify

## 1 引言

在隐写分析领域, 国内外已有很多学者对图像 DCT 系数的统计分布模型进行过研究, 并提出了相关的统计分布模型理论, 如文献[1]提出了 JPEG 图像的 DCT 系数服从高斯分布模型, 并利用互相关检测器进行隐藏信息检测; Fridrich J<sup>[2]</sup> 和 HuijuanYang 等<sup>[3]</sup> 提出了基于 DCT 系数广义高斯统计模型的水印检测方案, 这种模型的检测方案在性能方面要好于互相关检测方案; Lie 等<sup>[4]</sup> 提出了 DCT 系数服从拉普拉斯分布模型, 认为未含密图像的 DCT 系数均值与方差比含密图像的均值与方差

小; Alexia Briassouli 等<sup>[5]</sup> 提出了 SaS 模型 (symmetric alpha-stable, SaS), 但没有深入研究下去; 文献[6]提出了一种新的隐写分析方法, 其主要是针对高维特征向量进行降维分析, 而没有研究 DCT 系数的分布模型. 本文考虑数据的实际统计特征, 系统地描述了图像 DCT 域的 SaS 模型, 与传统的概率模型 (广义高斯模型 (GGD)<sup>[7]</sup>, 柯西模型 (Cauchy)<sup>[5]</sup>、高斯模型<sup>[1]</sup>、拉普拉斯模型 (Laplacian)<sup>[4]</sup>) 相比较, JPEG 图像的 DCT 系数统计模型与 SaS 模型更贴近. 在 SaS 模型的基础上, 本文提出了一种新颖的、基于净图定量描述的隐写分析方法, 这种隐写分析方法与传统模型的隐写分析方法相比, 具有更

优的检测性能.

## 2 JPEG 图像的 DCT 系数统计模型

### 2.1 传统数据模型

#### 2.1.1 广义高斯模型、拉普拉斯模型和高斯模型

广义高斯分布(GGD)模型特征是由参数  $c$  和样本标准差  $\sigma$  确定,其 PDF 为:

$$f_X(x) = A \exp(-\beta |x - \mu|^c) \quad (1)$$

其中参数:

$$\beta = \frac{1}{\sigma} \left( \frac{\Gamma(3/c)}{\Gamma(1/c)} \right)^{1/2}, A = \frac{\beta c}{2\Gamma(1/c)} \quad (2)$$

$\Gamma(\cdot)$  是 Gamma 函数,  $\Gamma(1) = 1$ ,  $\Gamma(1/2) = \sqrt{\pi}$ , 且有性质  $\Gamma(n+1) = n\Gamma(n)$ . 当  $c = 1$  广义高斯模型就退化成拉普拉斯模型, 当  $c = 2$  时也就是高斯模型. 适合于各种图像模型的最优值  $c$  是很难找到的, 文献[3,9]取  $c = 0.5$  作为 GGD 检测器, 因为他们发现该模型较适合低中频 DCT 系数.

#### 2.1.2 SaS 模型和柯西模型

DCT 系数 SaS 模型<sup>[14,9]</sup>的分布函数的特征函数定义为:

$$\mathfrak{F}_X(t) = \exp(j\mu t - \frac{\sigma^2}{2} |t|^\alpha) \quad (3)$$

其中局部因子  $\mu (-\infty < \delta < +\infty)$  是样本数据的均值, 尺度因子  $\sigma (\sigma > 0)$  是样本数据的标准差,  $\alpha$  是指数因子 ( $0 < \alpha \leq 2$ ). 显然, 当指数因子  $\alpha = 2$  时是高斯分布, 当  $\alpha = 1$  时是柯西分布, 根据文献[14]知, 概率密度函数与特征函数案在性能方面要好于互相关检测方案; Lie 等<sup>[4]</sup>提出了 DCT 系数服从拉普拉斯分布模型, 认为未含密图像的 DCT 系数均值与方差比含密图像的均值与方差小; Alexia Briassouli 等<sup>[5]</sup>提出了 SaS 模型 (symmetric alpha-stable, SaS), 但没有深入研究下去; 文献[6]提出了一种新的隐写分析方法, 其主要是针对高维特征向量进行降维分析, 而没有研究 DCT 系数的分布模型.

DCT 系数统计模型与 SaS 模型更贴近. 在 SaS 模型的基础上, 本文提出了一种新颖的、基于净图定量描述的隐写分析方法, 这种隐写分析方法与传统模型的隐写分析方法相比, 具有更优的检测性能.

$\mathfrak{F}_X(-t)$  是一个 Fourier 变换对, 因此对式(3)进行 Fourier 反变换就可得到柯西分布的概率密度函数<sup>[4]</sup>:

$$f_X(x) = \sigma^2 / (\sigma^4 \pi / 2 + 2\pi (x - \mu)^2) \quad (4)$$

显然, 指数因子或称稳态因子  $\alpha$  是一个最重要的参数, 它决定了 SaS 分布形状, 当  $\alpha$  较小时, 其分布形状具有很重的尾部, 相当于随机过程中表现为高脉冲波; 而当  $\alpha$  较大时, 则为其尾部表现为快速衰落, 与高斯分布相似. SaS 的概率密度函数的形状也象高斯分布呈现铃状, 但其有沉重的尾部, 也就是说其尾部没有高斯分

布样指数级衰落.

图像平滑部分的能量经 DCT 变换后聚集在 DCT 直流系数和低频系数部分, 而图像细节部分的能量却聚集在 DCT 系数的高频部分. 因此, 图像纹理细节越丰富, 中高频系数的绝对值就越大, 而图像纹理细节越贫乏, 那么中高频系数的绝对值就越小. 图像纹理细节越丰富, DCT 系数概率分布就越平坦. 而图像纹理细节越贫乏, DCT 系数概率分布就尖锐. 对于 SaS 模型来讲, 当特征指数  $\alpha$  越大, 其分布模型就越尖锐; 反之, 当特征指数  $\alpha$  越小, 其分布模型就越平坦. 由此可见: 对于纹理细节越丰富的图像, 其特征指数  $\alpha$  就越小; 对于具有平滑区域越多的图像, 其特征指数  $\alpha$  就越大.

### 2.2 DCT 系数模型的吻合度

为了比较 DCT 系数直方图模型与上述传统的模型的吻合程度. 本文计算了 Lenna 图像 (如图 1 所示) 的 DCT 系数直方图分布, 直方图分布是属于最基本的统计诊断工具. 然后计算出其均值与标准差, 分别拟合出 Lenna 图像的高斯分布、拉普拉斯分布、 $c = 0.5$  的广义高斯分布、柯西分布和 SaS 模型. 为了评估两种曲线的吻合度, 我们给出两曲线吻合度 (Anastomose Measurement) 定义.



图1 Lenna图像

设随机变量  $X$  的两种概率模型函数分别为  $Y_1 = F_1(x)$  和  $Y_2 = F_2(x)$ , 则其吻合度为:

$$\begin{aligned} AM &= \int_{-\infty}^{+\infty} (F_1(x) - F_2(x))^2 dx \\ &= \sum_{x=-\infty}^{+\infty} (F_1(x) - F_2(x))^2 \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)上式是连续型的概率模型吻合度定义, 下式是离散型的概率模型吻合度定义. 当吻合度 (AM) 值越小, 则两种概率曲线就越吻合. 当  $AM = 0$  时, 则说明两曲线完全重叠.

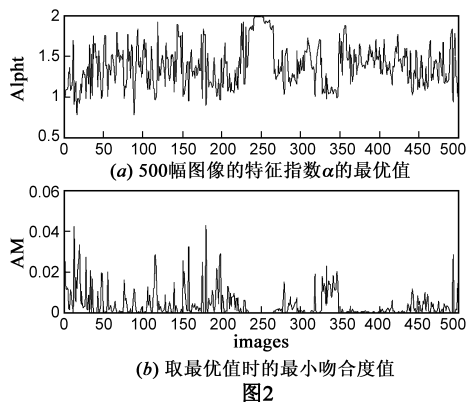
我们利用式(5)对图 1 的五种概率模型进行吻合度计算, 结果见表 1. 从表 1 可以看出, SaS 模型的吻合度值 0.045 为最小, 高斯模型的吻合度值 0.55482 最大. 因此对于 Lenna 图其概率模型与 SaS 模型最相匹配.

表 1 Lenna 图五种概率模型的吻合度

模型	高斯	广义高斯	拉普拉斯	柯西	SaS
吻合度	0.5548	0.0676	0.0776	0.0644	0.0450

图 2(a) 是 500 幅图像的 SaS 模型特征指数  $\alpha$  最优值, 特征指数  $\alpha$  的值是在 0.75 到 1.98 之间. 而其取得最优值时的吻合度值见图 2(b), 其吻合度值介于 0 - 0.045 之间, 结合表 1, 图像 DCT 系数的 SaS 模型的吻合

程度远远高于广义高斯模型、高斯模型、拉普拉斯模型和柯西模型的吻合程度.因此,图像 DCT 系数最理想的分布模型为 SaS 模型.



### 3 基于净图定量描述的隐写分析算法

隐藏信息盲检测技术主要包括两部分技术:一个是特征提取,一个是分类器的设计.它们是相辅相成,特征选择的好坏直接影响到检测性能的好坏,同样地,有好的特征而没有与特征相适应的分类器,检测的准确性也会受到很大的影响.本文提出了一种基于净图定量描述的隐写分析方法,从 Bhattacharyya 距离特征入手,对净图进行定量描述.所谓净图,指的是未嵌入秘密消息的载体图像.

#### 3.1 Bhattacharyya 距离特征

假设样本数据的两个概率模型分别为  $p_0(x)$  和  $p_1(x)$ ,那么 Bhattacharyya 距离<sup>[16]</sup>(简称为 B 氏距离)定义如下:

$$B(p_0, p_1) = -\log_{10} \int_X \sqrt{p_0(x)p_1(x)} dx \quad (6)$$

式(6)中的  $X$  是 DCT 域中的交流系数的取值范围.

假设一幅待检 JPEG 图像  $I$ ,其 DCT 系数直方图分布函数为  $p_h(x)$ ,在取得最小吻合度  $AM$  约束条件下的 SaS 概率密度函数为  $p_d(x)$ .众所周知,基于 DCT 域的隐写方法和互联网<sup>[17]</sup>上的免费隐写工具软件(Steghide、Jphide、Jpseek、Jphswin 等),在嵌入秘密信息过程中,都是跳过 DC 系数和 0 的 AC 系数,或者是跳过 DC 系数、0、 $\pm 1$  的 AC 系数.鉴于这些分析,我们决定提取以下两种特征.

$$f_1 = (B(p_h, p_d) | x \neq 0) / \min(AM) \quad (7)$$

$$f_2 = (B(p_h, p_d) | x \neq 0, \pm 1) / \min(AM) \quad (8)$$

并将这两种特征构成特征向量  $f = (f_1, f_2)$  作为隐写分析的特征向量.对净图进行特征提取,提取出的特征向量对作为净图的定量描述.

#### 3.2 一类分类器的设计

在设计分类器前应该研究一下用来分类特征的特

点.因为世界上不可能存在万能分类器,只有根据特征特点设计与之相适应的分类器,才能获得好的分类效果.

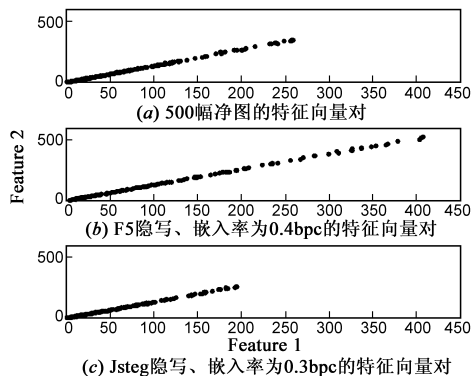
由于只对净图定量描述,那么分类器的选择只能是一类分类器.为了设计好一类分类器,本文采用 500 幅干净图像作为实验数据,对其进行特征提取,得到 500 幅干净的图像特征向量  $(f_1, f_2)$ ,结果见图 3(a).事实上,由于  $f_1$  表示 DCT 域中非零 AC 系数的 B 氏距离,而  $f_2$  表示 AC 系数中绝对值大于 1 的 B 氏距离,且图像的 AC 系数服从 SaS 分布,那么  $f_2/f_1$  会趋于一个常数,即图像特征向量对  $(f_1, f_2)$  会落在一条直线附近.图 3(a)验证了这种理论分析.正通过仔细研究实验数据,计算出  $f_2/f_1$  的均值  $\mu = 1.3555$  与标准差  $\sigma = 0.032457$ .

独立于载体的加性隐写术,如 F5、Jsteg 等,其嵌入秘密信息过程可以看作是加入高斯噪声过程.结合概率论知识<sup>[14]</sup>和数字信号处理知识,加入高斯噪声过程相当于载体(本文中是指 AC 系数)分布模型经过高斯滤波器滤波,事实上,高斯滤波器是一种低通滤波器,因此其分析模型与直方图分布的距离将被缩小.对于跳过 AC 系数为零的隐写术而言,特征值  $f_1$  和  $f_2$  都将减少,但  $f_2$  减少的幅度比  $f_1$  大;对于跳过零和绝对值为 1 隐写术而言,特征值  $f_1$  几乎保持不变但  $f_2$  会大幅度减少,因为经隐写后  $f_2/f_1$  的均值会降低.

为了检验这个特征向量是否有如上述变化,本文又用这五百幅图像分别用 F5 和 Jsteg 隐写工具进行隐写,嵌入率分别为 0.4 和 0.3bpnc(bit per non-zeros coefficients),得到掩密图像的特征,见图 3(b)、(c). (b)图的  $f_2/f_1$  均值与方差为 1.2899、0.039149, (c)图的  $f_2/f_1$  均值与方差为 1.3217、0.028603.与干净图像的特征比较,它们的均值都要小,那么这种特征是可以用作隐写分析特征的.因此,我们选择区域:

$$(\mu - \sigma\lambda)f_1 \leq f_2 \quad (9)$$

作为一类分类器的区域,也就是说,当待检测图像的特征点落在式(9)区域时,就判为干净图像.式(9)中  $\mu$  和  $\sigma$  分别表示干净图像的特征均值与标准差,  $\lambda$  为尺度因子,用来控制虚警率.根据大数定律,特征比对



$f_2/f_1$  应服从均值为  $\mu$  和标准差为  $\sigma$  为正态分布,而当  $\lambda$  大于 3 时,就相当于阴性检测率的积分范围为负无穷至正的 3 倍方差,从而可以求得虚警率小于  $e^{-9/2}/2$ ,近似地等于 0.00555 即当  $\lambda \geq 3$  时,虚警率将会少于 0.01.

### 3.3 隐写检测算法

- 设待检 JPEG 图像 DCT 系数数据集为  $I$ .
- (1) 算出全局中频 AC 系数的直方图  $p_h(x)$  及其均值  $\mu$  与标准差  $\sigma$ ,将均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$  代入式(5);
- (2) 求取  $\alpha$  值:先设置一个  $\alpha$  初值,根据 SaS 模型实验的先验知识,取  $0.5 \leq \alpha \leq 3$ , $\alpha$  的步长取 0.0001,再用离散 Fourier 反变换求出概率密度函数(因为概率密度函数与特征函数  $\mathfrak{F}_X(-t)$  是一个 Fourier 变换对),利用式(5)求得吻合度值,遍历所有的  $\alpha$ ,就可以求得当  $\min(AM)$  时的  $\alpha$  值,也就确定了 SaS 模型;注:在实验过程中,我们发现吻合度值存在先递减后递增,呈开口向上的抛物线状,因此当出现后一个吻合度值大于前一个吻合度值时,求取  $\alpha$  值步骤结束,此时的  $\alpha$  值满足  $\min(AM)$
- (3) 根据式(7)和式(8),计算出特征向量  $(f_1, f_2)$ ;
- (4) 根据虚警率的要求,确定尺度因子  $\lambda$ ,设计好一类分类器;
- (5) 将特征向量输入一类分类器,输出结果.即:如果特征向量落在式(9)区域,就判为干净图像,否则就判为掩密图像.

## 4 隐写检测测试结果

### 4.1 测试数据

对于评估一个隐藏信息检测算法的好坏,实验设计是很一个重要的环节.实验设计的关键包括以下两点:

(1) 通用性:图像特征的提取和与之相适应的分类器能够鉴别出测试图像是否为掩密图像,不管这秘密信息是用哪种隐写算法嵌入的.

(2) 性能好:一方面,对掩密图像来说,具有高阳性检测率 PD 和低漏警率 FN;另一方面,对干净图像应保持较高的阴性检测率 ND 和较低的虚警率 FP.

基于以上考虑,我们的实验数据由二个部分组成,即 JPEG 净图部分和 JPEG 掩密图像部分.净图 1000 幅,这些净图一部分来源于文献[18]图像库,一部分是一些文献常用的经典图像,如 Lena 等.一部分自行拍摄,一部分经计算机生成图像,如经 Matlab、Photoshop、ACD 等图像处理软件处理过的图像,且这些图像既包含了亮彩色图像、暗彩色图像、纹理和细节细密图像、直线和边缘丰富的图像和具有平滑区域的图像及具有其它特点的图像;有山、水、人物、动物、和植物等彩色图像.这

样建立的数据模型具有普遍性和合理性.其中用于训练一类分类器的净图 500 幅,用于测试的 500 幅.本文又选用互联网上常用的六种隐写工具,对用于训练一类分类器的 500 幅干净图像嵌入秘密信息得到测试所需的掩密图像,总共得到 3000 幅掩密图像.这六种隐写术是:① F5,嵌入率为 0.4bpc;② Outguess,嵌入率为 0.3bpc;③ Jsteg,嵌入率为 0.35bpc;④ Jphide,嵌入率为 0.3bpc;⑤ Jphswin,嵌入率为 0.4bpc;⑥ Jpegx,嵌入率为 0.25bpc.

### 4.2 测试结果

本实验的实验对象是 JPEG 彩色图像, JPEG 彩色图像的 DCT 域具有三个空间,即亮度空间和二个色差空间.考虑到 JPEG 图像色差空间里的零系数普遍较多,能够隐藏信息的非零 AC 系数不多,因此隐藏信息量不会很大;又由于本实验在提取特征过程中计算量大,如果在三个空间上提取特征,那么计算开销将会更大,系统实时检测就要大打折扣.基于这二方面的考虑,本文只在亮度空间里提取特征并对其进行测试.

由于分类器(式(9))在分类前,要先决定尺度因子  $\lambda$  的值,尺度因子  $\lambda$  的值不一样,测试结果也会不一样.因此,本文分别选用四种不同的尺度因子对干净图像和六种掩密图像进行测试实验.测试结果见表 2.

表 2 测试结果

尺度因子	干净图像 (虚警率%)	隐写方式(阳性检测率%)					
		F5	Outguess	Jsteg	Jphide	Jphswin	Jpegx
0.5	30.8	79.2	71.4	92.8	82.4	87.6	73.4
1.0	15.9	69.4	65.4	86.8	72.6	77.2	66.6
1.5	6.80	55.8	59.6	76.2	48.0	68.8	51.2
2.0	2.20	38.8	51.0	57.2	26.4	43.8	32.4

由表 2 可以看出,尺度因子  $\lambda$  越小,虚警率就越高,阳性检测率也就越高.而对不同的隐写检测,其检测率也不一样, Jsteg 检测效果最好,在虚警降到 6.8% 时,检测率也可达到 76.2%.但对 Jphide 和 Jpegx 来讲,效果不太好,在控制虚警率在 10% 以内时,检测率只有 50% 左右.

### 4.3 性能比较

#### 4.3.1 与同类算法比较

为了与传统模型进行检测性能比较,我们使用 ROC 曲线和 ROC 曲线面积(The area under the ROC curve,简称为 AUC)作为性能评估的度量指标<sup>[16]</sup>. ROC 曲线,就是一种描述虚警率与阳性检测率的关系曲线.这里阳性检测率指的是正确地判决掩密图像的概率.而 AUC 定义如下:

$$AUC = \int_0^1 P_{PD}(P_{FP})dP_{FP} \quad (10)$$

式(10)的  $P_{FP}$  表示虚警率,  $P_{PD}(P_{FP})$  表示当虚警为  $P_{FP}$

时的阳性检测率. ROC 曲线最理想的情况是对于任意  $P_{FP} \in [0, 1]$ ,  $P_{PD}(P_{FP}) = 1$  都成立, 此时的  $AUC = 1$ ; 最糟糕的情况是当  $P_{PD}(P_{FP}) = P_{FP}$  时,  $AUC = 0.5$

本文提出的方法与早期的方法 ROC 曲线性能比较见图 4. 由图 4 可以看出本文模型检测的效果明显要好于其它模型的检测效果, 但柯西模型的性能与  $c = 0.5$  的广义高斯模型的性能很难从图中比较出, 因为它们几乎是重叠在一起的.

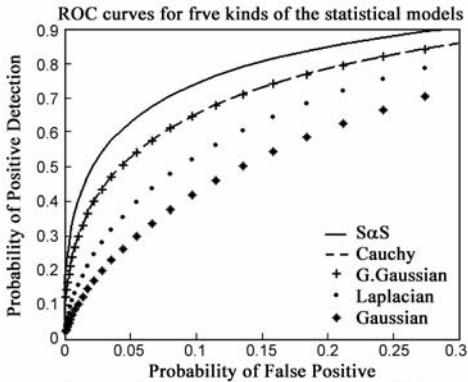


图4 5种统计模型检测性能的ROC曲线

表 3 是五种模型的  $AUC$ , 我们提出的模型的  $AUC$  为 0.90817, 明显高于其他模型. 图 4 难以分辨出柯西与广义高斯的检测性能, 可从表 3 中可以分辨出: 柯西模型要比广义高斯模型的检测性能好. 从  $AUC$  比较来看, 高斯模型是最不理想的, 这与 3.2 节结论相吻合. 由检测性能的比较结果, 可以得到这样的结论: 统计模型与 DCT 系数直方图越吻合, 基于这种模型的检测性能就会越好.

表 3 5 种统计模型的  $AUC$

模型	SαS	柯西	广义高斯	拉普拉斯	高斯
$AUC$	0.9081	0.8746	0.8744	0.8369	0.7889

4.3.2 实时性分析

由于吻合度值存在先递减后递增, 呈开口向上的抛物线状, 因此当出现后一个吻合度值大于前一个吻合度值时, 求取  $\alpha$  值步骤结束, 此时的  $\alpha$  值满足  $\min(AM)$ . 因此按 3.3 中的步骤, 绝大多数图像都无需遍历 0.5 ~ 3.0, 所以这样会节省很多时间. 根据目前本文实验情况, 在 CPU 主频为 1.90GHz, 内存为 1.96GB 硬件环境和 Matlab 软环境下, 平均测试一幅图像所需时间为 0.4692 秒, 如果在更高档的机子, 并用 C 程序开发, 那么测试速度会得到很大的提高, 因此提出的算法能够实现实时计算.

5 总结

本文考虑数据的统计特征, 系统地描述了干净图像 DCT 系数的  $S\alpha S$  模型, 同时我们进行了基于  $S\alpha S$  模型

的干净图像描述算法的一类分类器研究. 设计出基于 DCT 系数  $S\alpha S$  模型的隐藏信息检测器, 这种检测器与其它模型的检测器相比, 具有更好的隐写检测性能. 通过对净图和掩密图像的检测测试及与早期文献提出的模型比较, 可以把我们的方法归纳为以下几点:

- (1) 由于只对净图的描述, 不考虑其它具体的隐写算法, 因此本文提出的方法具有很强的稳健性.
- (2) 由于可以通过改变尺度因子大小来协调阳性检测率与虚警率这对矛盾, 因此本文提出的方法具有柔性化特性.
- (3) 结合本文列出图表,  $S\alpha S$  模型比其它传统的模型更适合 JPEG 图像的 DCT 系数分布模型, 且基于  $S\alpha S$  模型与其它传统的模型相比, 隐写检测性能更好.

参考文献

[1] A Giannula, N V Boulgouris, et al. Watermark detection for noisy interpolated images[J]. IEEE Trans on Circuits and systems- II : Express Briefs, 2006, 53(5): 359 – 403.

[2] Fridrich J. Feature-based steganalysis for JPEG images and its implications for future design of steganographic schemes[A]. Proc of the 6th Information Hiding Workshop[C]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2004. 67 – 81.

[3] Huijuan Yang, Alex C. Kot. Pattern-based data hiding for binary image authentication by connectivity-preserving [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2007, 9(3): 475 – 486.

[4] Wen-Nung Lie, Guo-Shiang Lin. A feature based classification technique for blind image steganalysis[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(6): 1077 – 1020.

[5] Alexia Briassoulis, Panagiotis Tsaklides, Athanasios Stouraitis. Hidden messages in heavy tails: DCT-domain watermark detection using alpha-stable models[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(3): 700 – 715.

[6] 陈国明, 印鉴, 等. 一种新的隐写分析方法: IKLDA[J]. 电子学报, 2009, 37(8): 1762 – 1767.

Chen Guoming, Yin Jian, et al. A new method for steganalysis techniques: IKLDA[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(8): 1762 – 1767. (in Chinese)

[7] 张力, 钱恭斌, 等. 基于双通道检测的多比特盲水印最优检测器的设计[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(7): 1717 – 1721.

Zhang Li, Qian Gongbin, et al. Multi-bit optimum image blind watermark detector based on dual channel dual channel detection[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(7): 1717 – 1721. (in Chinese)

[8] 何军辉, 黄继武. 彩色 JPEG 图像的隐写分析[J]. 电子学报, 2005, 33(12A): 2543 – 2549.

He Jun-Hui, Huang Ji-Wu, Steganalysis for color JPEG images

- [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12A): 2543 – 2549. (in Chinese)
- [9] M Barni, F Bartolini, A De Rosa, A Piva. Capacity of full frame DCT image watermarks[J]. IEEE Trans Image Process, 2000, 9(8): 1450 – 1455.
- [10] Cui Xiao Hai, Zeng Tao, Long Teng. Radar Target Echo Singular, Clutter simulator based on HLA[A]. Asia-Pacific Radio Science Conference Proceedings[C]. Qingdao, China; Academic Press, 2004. 3: 246 – 249.
- [11] W Willinger, M S Taqqu, W E Leland, D V Wilson. Self-similarity in high-speed packet traffic: Analysis and modeling of ethernet traffic measurements[J]. Statistical Science, 1995, 10(1): 67 – 85.
- [12] A Achim, A Bezerianos, P Tsakalides. Novel Bayesian multi-scale method for speckle removal in medical ultrasound images[J]. IEEE Trans Med Imag, 2001, 20: 772 – 783.
- [13] P Georgiou, P Tsakalides, C Kyriakakis. Alpha-stable modeling of noise and robust time delay estimation in the presence of impulsive noise[J]. IEEE Trans Multimedia, 1999, 1(3): 291 – 301.
- [14] 毛用才, 胡奇英. 随机过程[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002.
- [15] J P Nolan. Maximum Likelihood Estimation and Diagnostics for Stable Distribution[M]. USA: Department of Mathematics and Statistics, American University Press, 1999.
- [16] Ying Wang, Pierre Moulin. Optimized feature extraction for learning-based image steganalysis[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2007, 2(1): 31 – 45.
- [17] 水印嵌入工具免费软件库[EB/OL]. <http://www.freewr.com/freeware.php?download>, 2010-06-01.
- [18] The USC-SIPI Image Database[EB/OL]. <http://sipi.usc.edu/database/database.cgi?volume=textures>, 2010-06-01.

## 作者简介



**毛家发** 男, 1970 年生于江西玉山, 副教授, 北京邮电大学博士后, 主要研究方向为信息隐藏、视频指纹、模式识别等。  
E-mail: maojiafa@bupt.edu.cn



**钮心忻**(通信作者) 女, 1963 年生于浙江湖州, 北京邮电大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息安全、信息隐藏与数字水印、数字内容安全、软件无线电、视频指纹等。  
E-mail: xxniu@bupt.edu.cn



**杨义先** 男, 1961 年生于四川绵阳, 北京邮电大学长江学者特聘教授, 博士生导师, 主要研究方向为密码学、计算机网络与信息安全、编码理论等。



**时书剑** 女, 1981 年生于辽宁抚顺, 上海师范大学天华学院讲师, 理学硕士, 主要研究方向为信息隐藏与数字水印、模式识别、图像处理等。