

DCT 系数的统计模型及其接收机性能分析

毛家发^{1),2)} 林家骏¹⁾ 韩津生¹⁾

¹⁾(华东理工大学信息科学与工程学院,上海 200237) ²⁾(上饶师范学院数学计算机系,江西 334001)

摘要 隐写分析技术已经成为网络信息安全的一个重要方向,如何有效地监控和检测网络中传递的秘密信息对于保障国家安全具有重要现实意义。针对国内外学者提出各种不同的 DCT 系数分布模型,提出了图像的 DCT 系数 α 稳态簇模型。考虑数据的实际统计特征,系统地描述了图像 DCT 系数的 α 稳态簇模型,验证了图像 DCT 系数统计模型既不服从于广义高斯模型、高斯模型、Laplacian 模型,而是服从于 α 稳态簇模型,因为 α 稳态簇模型具有足够的柔韧性,随着特征指数 α 改变,其分布形状就会改变。同时,根据工程上简易、实用、可行性和性能好的要求,提出了一种新颖的、 α 稳态簇模型之一的、柯西接收机的隐藏信息盲检测方法。这种检测接收机与广义高斯接收机相比,其性能更具鲁棒性,适应性更广。与文献[8]相比,其性能不但没有下降,有的反而提高了,而且运行速度也快了几十倍。

关键词 隐写分析 α 稳态簇模型 接收机 ROC 曲线

中图法分类号: TP309 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)09-1782-08

Statistical Modeling of DCT Coefficients and Detector Performance in Terms of Receiver Operation Characteristic Curves

MAO Jia-fa^{1),2)}, LIN Jia-jun¹⁾, HAN Jin-sheng¹⁾

¹⁾(College of Information Science & Engineering, East China University of Science & Technology, Shanghai 200237)

²⁾(Department of Mathematics and Computer Science, Shangrao Normal University, Jiangxi 334001)

Abstract Steganalysis technique is of great importance to network information security and how to search and detect secret messages transferred in network is crucial and practical to safeguard national security. Against a variety of DCT coefficients distribution model proposed by the scholars at home and abroad, this paper introduces the α -stable family models of the image's DCT coefficients. Take into account real statistical properties, this paper also describes the α -stable family models of cover image's DCT domain by the numbers. And we also testified by the experiment that image's DCT coefficients satisfy α -stable family distribution but GGD (generalized Gaussian distribution) and Gaussian distribution and Laplacian distribution. The α -stable family models have enough flexibility, and their shape of distribution changes with characteristic index α . At same time, this paper designs a new processor to blindly hide information detection using Cauchy receiver operating machine based on project needs: facility, practicality, feasibility and performance good. This detection performance is better than GGD's detection performance. Compared to the reference [8], our model performance enhanced. The operating speed is increased by scores of times.

Keywords steganalysis, α -stable family models, receiver operating machine, ROC curves

基金项目:江西省教育厅科技基金项目(Gjj08462);上海市教育发展基金会晨光计划项目(2008CGB21)

收稿日期:2007-07-13;改回日期:2008-06-06

第一作者简介:毛家发(1970~),男,副教授。2009年3月于华东理工大学获模式识别与智能系统专业博士学位。主要研究方向为数字水印、隐写分析、模式识别、图像与信号处理。E-mail: maojiafa_ecust@126.com

1 引言

隐写分析是从原始数据中恢复、检测或提取出隐藏信息。当然,对于已知嵌入算法的情况下提取隐藏信息是一件很容易的事情,因为可以很容易地通过嵌入算法的逆过程准确地恢复出嵌入的信息。但是,大多数情况下是不可能知道宿主数据是否含有秘密信息,也不知道是用哪种算法嵌入的。因此,有必要设计一种隐藏信息盲检测技术,这种技术不依赖于原始宿主数据,有些文献把嵌入秘密信息过程当作加入加性噪声过程^[1]。本文也是按照通俗方式把扩频水印嵌入技术所嵌入的信息当作一种加性噪声。因为这些方式经常在隐写分析方面文献中出现,这就允许按照这种方式去实现隐藏信息盲检测系统,并可以同它们进行性能比较。

本文致力于图像 DCT(discrete cosine transform)变换域的隐藏信息检测问题,即验证图像在 DCT 变换域里是否含有隐藏信息。早先已有很多文献提出了有关 DCT 域隐藏信息检测方法,但大多数都是基于互相关结构的,而没有考虑数据的实际统计特性^[2-3]。一个更系统化的方法是将隐藏信息检测当作一个二元假设检验问题。这种检测方式比高斯互相关方式更适应于图像的 DCT 变换域,因为是基于数据的非高斯统计特性的。理论上可以通过检测概率与虚警概率的关系分析出检测方式的性能。对于检测过程中,事先给定一个很低虚警概率是很必要的,特别是商业系统里,这直接与它们的信用度相关。

对于服从高斯模型数据^[4]而言,互相关检测器是最优的。当然,众所周知,对于重要的 DCT 的低频、高频系数来说并不服从高斯分布^[5]。Reininger 等提出了基于 DCT 系数广义高斯统计模型的水印检测方案^[6],这种模型的检测方案在性能方面要好于互相关检测方案^[7]。对于图像的交流 AC 系数分布模型,有大量文献对其进行过描述,如文献[3]、[4]认为图像的 AC 系数服从广义高斯分布,而文献[6]认为其服从柯西分布,文献[2]认为其服从高斯分布,而文献[7]则认为其服从 Laplacian 分布。

文献[8]认为,对于具有重尾巴特点的 DCT 系数服从 α 稳态簇模型,这与本文的观点是相一致的。但是,他们并没有深入地研究这个问题,没有考

虑 α 稳态簇的柔性化问题,而且对 α 定量分析很粗糙,没有给出模型匹配的评估标准。因此,使他们的观点立足点显得苍白无力。本文考虑数据的实际统计特征,更系统化地描述了干净图像 DCT 域的 α 稳态簇模型,并通过实验验证了图像 DCT 系数统计模型既不绝对服从于广义高斯模型,也不绝对服从于高斯模型、Laplacian 模型,而是服从于 α 稳态簇模型,因为,本文提出的 α 稳态簇模型具有足够的柔韧性,对于纹理和细节细密的图像,其特征指数 α 偏小,一般都有 $\alpha < 1$;对于具有平滑区域的图像,其特征指数 α 偏大($1 < \alpha < 2$)。但是,由于 α 稳态簇模型计算量非常大,不利于工程设计。因此,本文设计了一种新颖的、 α 稳态簇模型之一的、次优柯西接收机的隐藏信息盲检测方法。这种检测接收机与广义高斯接收机相比,其性能更具鲁棒性,适应性更广。与文献[8]相比,性能不但没有下降,有的反而提高了,而且运行速度也快了几十倍。

2 数据模型

建立静态图像数据模型的合理性,直接与隐藏信息检测可靠性相关。正如文献[9]、[10]所提到 DCT 系数并不绝对服从高斯模型,因为 DCT 系数高频部分往往表现出比高斯分布具有更沉重的尾巴。广义高斯分布(GGD)更适合图像的 DCT 系数模型,因为其尾部衰落比高斯分布慢。当然,GGD 并不总是适合 DCT 系数的低中频部分。据文献[9]所介绍,DCT 系数的尾部高幅度序列与 GGD 的指数衰落不相符,这就导致了检测性能下降。Hernandez 等人提出了“去点技术”,也就是必须抛弃那些尾部系数幅度大于某一确定阈值的样本,但这个阈值不能唯一地确定,它是随图像的不同而改变的。因此,“去点技术”只是启发性的,不可能应用到图像隐藏信息检测领域当中去。尽管其方法不可能很好地在应用领域中应用,但提供了需要建立更系统地、更有效地、更适当地解决 DCT 系数重尾巴分布的数据模型理念。对于重尾巴问题,文献[11]提出了一种均衡 α 稳态模型(S α S),对于重尾巴的非高斯数据,该模型更具有弹性,所以其更能充分地描述 DCT 的低、中频系数。

2.1 DCT 系数的 Laplacian 模型和 GGD 模型

众所周知,DCT 变换后将图像能量集中在 DCT 的低频系数上,在现代的图像和视频压缩标准里,如

JPEG、H. 26X 和 MPEG-X, 一幅图像在空域中被分解成 8×8 大小的块, 每块进行 DCT 变换。文献 [12]、[13] 提出 DCT 系数(除直流(DC)分量外)服从 Laplacian 分布和广义高斯分布。Laplacian 的概率密度函数(PDF)为

$$f_X(x) = \frac{\beta}{2} \exp(-\beta |x - \mu|) \quad (1)$$

这里的 $\mu = \text{mean}(x)$ 是 DCT 系数(DC 系数除外) x 的均值, $\beta^2 = 2/\text{var}(x)$, X 是按 Z 型扫描的 AC 系数序列。文献 [14] 论证了 Laplacian 分布不适合于具有重尾巴的样本, 因为其尾部衰落是指数级的。GGD 模型更适合于 DCT 低中频系数^[8], 它的尾部衰落稍慢。GGD 模型特征是由参数 c 和样本标准差 σ 确定, 其 PDF 为

$$f_X(x) = A \exp(-\beta |x - \mu|^c) \quad (2)$$

其中参数

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

$\Gamma(\cdot)$ 是 Gamma 函数。当 $c = 1$ 广义高斯模型就退化成 Laplacian 模型, 当 $c = 2$ 时也就是高斯模型。事实上适合于各种图像模型的最优值 c 是很难找到的, 文献 [9]、[14] 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。

2.2 DCT 系数的 α 稳态模型

本文提出了利用均衡 α 稳态簇模型(S α S)来拟合具有重尾巴图像的 DCT 系数分布函数, 在实践上和理论上, α 稳态簇模型已经趋向成熟。它在具有重尾部数据样本上得到成功应用, 如在雷达方面水下杂声回归^[15]、互联网上传输的金融数据^[16]、变换域中静态图像和音频数据等^[8]应用。根据中心极限定理, 独立同分布的平衡随机变量的累积和具有平稳性, 那么平稳随机变量的线性组合其结果也是平稳的, 因此 S α S 源自其平稳性, 它的形状不随数据转换而改变。

DCT 系数均衡 α 稳态模型(S α S), 其分布函数的特征函数为

$$f_X(t) = \exp\left(j\mu t - \frac{\sigma^2}{2} |t|^\alpha\right) \quad (4)$$

其中, 局部因子 μ ($-\infty < \delta < +\infty$) 是样本数据的均值 ($1 < \alpha \leq 2$) 或中值 ($0 < \alpha \leq 1$), 尺度因子 σ ($\sigma >$

0) 是样本数据的标准差 ($0 < \alpha \leq 2$)。显然, 当指数因子 $\alpha = 2$ 时是高斯(Gaussian)分布, 当 $\alpha = 1$ 时是柯西(Cauchy)分布。指数因子或称稳态因子 α 是一个最重要的参数, 它决定了 α 稳态分布形状, 当 α 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 α 较大时, 则为其尾部表现为快速衰落, 与高斯分布相似。S α S 的概率密度函数的形状也像高斯分布呈现铃状, 但其有沉重的尾部, 也就是说其尾部衰落不像高斯分布那样呈指数级衰落。对于 S α S 的随机变量 X , 当 $x \rightarrow \infty$ 时, 其尾部满足

$$P(X > x) \approx c_\alpha x^{-\alpha} \quad (5)$$

这里 $c_\alpha = \Gamma(\alpha) \sin(\alpha\pi/2)/\pi$, 利用当 $x \rightarrow \infty$ 时, $h(x) \approx g(x)$, 也就是 $\lim_{x \rightarrow \infty} h(x)/g(x) = 1$ 。

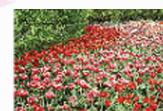
2.3 DCT 系数的实验模型

2.3.1 模型实验前准备

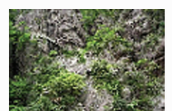
实验里考虑 DCT 系数序列 $X[K]$ 是 DCT 块 $N_1 \times N_2$ 经 Z 型扫描后得到的。对于图像的 DCT 系数, 绝大部分图像信息都集中在低中频 DCT 系数, 丢弃其余部分, 图像不会出现重大失真, 有损压缩方式就是根据这个原理实现的。为了与文献 [8] 比较, 实验中的 DCT 系数序列 $X[K]$ 也取其低中频系数部分, 即: 6-32, 采用自然的、频繁在文献中出现的 10 幅图像(Lenna 等)和自行拍摄的 6 幅(如图 1 所示)图像作为实验图像, 实验图像中, 有计算机生成图像、亮彩色图像、暗彩色图像、纹理和细节细密图像、直线和边缘丰富的图像、具有平滑区域的图像、其他图像以及某些经典图像; 既有不包含任何细节的简单图像, 又有含有丰富细节的图像; 有山、水、人物、动物和植物等彩色图像。这样建立的数据模型结果才具有普遍性和合理性。



双鸟(Double bird)



花(Flower)



石头山(Stone mountain)



旅行者(Tourist)



晚霞(Sunset glow)



湖(Lake)

图 1 自行拍摄的 6 幅实验图像

Fig. 1 Experimental images shot by us

2.3.2 DCT系数基本模型

在做图像 DCT 系数的 S&S 模型仿真实验以前, 先了解 DCT 系数模型与基本的模型的吻合程度。对双鸟图的 DCT 系数进行 Z 型扫描, 每块系数取 6-32 进行统计, 计算出双鸟图的标准概率分布, 标准概率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, 分别拟合出双鸟图的高斯分布、Lapalacian 分布、 $c=0.5$ 的广义高斯分布和柯西分布。图 2 分别是双鸟图的概率分布与高斯分布、Lapalacian 分布、 $c=0.5$ 的广义高斯分布和柯西分布的比较。

从图 2 的 4 幅概率模型图中, 可以清楚地看出, 标准概率分布的曲线与高斯分布曲线偏离最大, 而其他 3 种分布却与标准概率分布吻合得较好, 但难

以看出哪种分布曲线最好。因此, 为了评估两种曲线的吻合度, 给出两曲线吻合度 (anastomose measurement) 定义:

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

$$\xi_{AM} = \int_{-\infty}^{+\infty} (F_1(x) - F_2(x))^2 dx$$

或
$$\xi_{AM} = \sum_{x=-\infty}^{+\infty} (F_1(x) - F_2(x))^2 \quad (6)$$

上式左边是连续型的概率模型吻合度定义, 右边是离散型的概率模型吻合度定义。当吻合度 ξ_{AM} 值越小, 则两种概率曲线就越吻合。当 $\xi_{AM} = 0$ 时, 则说明两曲线完全重叠。

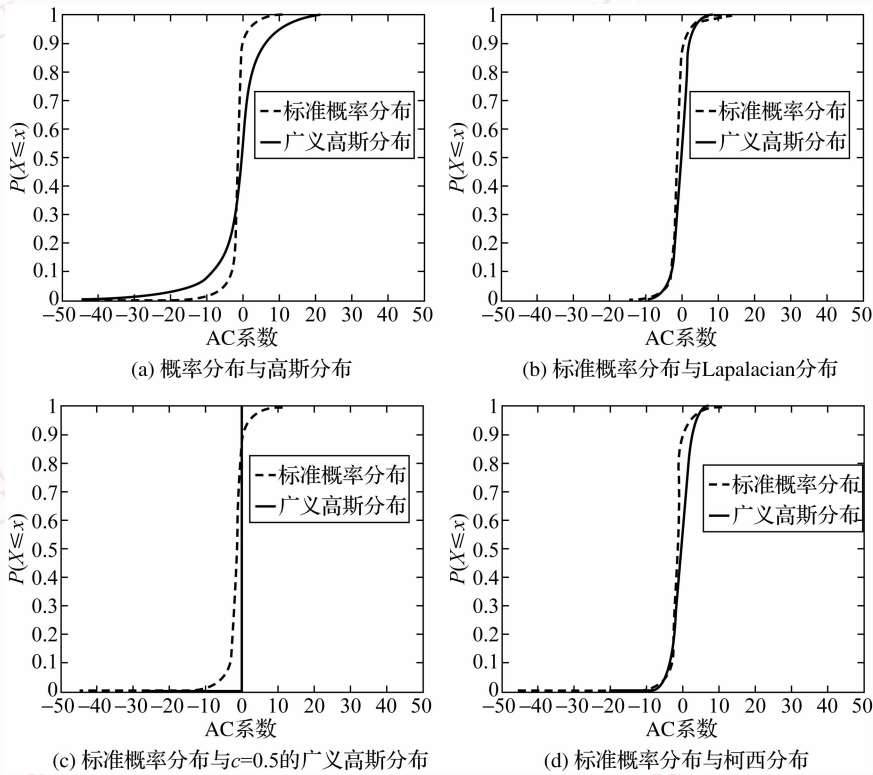


图 2 双鸟图的标准概率分布与其他 4 种概率分布的比较

Fig. 2 The comparisons between the DCT probability distribution and other four probability distribution in double bird

利用式(6)对图 2 的 4 幅概率模型进行吻合度计算, 结果如表 1 所示。从表 1 可以看出, 柯西模型的吻合度值 0.025 461 为最小, 高斯模型的吻合度值 0.353 81 最大。因此对于双鸟图其概率模型与柯西模型最相匹配。

表 1 4 种概率模型的吻合度

Tab.1 Anastomose measurement of four kinds probability model

模型	吻合度 ξ_{AM}
高斯分布	0.353 81
广义高斯模型	0.057 966
Lapalacian	0.067 544
柯西	0.025 461

2.3.3 DCT 系数的 S α S 模型

为了最优地估算 S α S 模型中的参数 α , 使得 DCT 系数同 S α S 模型最大概率地相匹配, 事先给定约束条件, 可信度为 95% 的吻合度应小于 0.05, 利用式(4)求出图像 DCT 低中频系数的特征函数, 由

于概率密度函数与特征函数 $f_X(-t)$ 构成一个 Fourier 变换对, 由此可得 S α S 模型幅度概率曲线 (APD) $P(|X| > x)$ 与标准概率幅度曲线的最优拟合, 得 16 幅实验图像的特征指数 α 最优值及到达最优值时吻合度值, 其结果如表 2 所示。

表 2 S α S 模型的特征指数 α 的最优值及取得最优值时的吻合度值

Tab.2 The optimal value of α and anastomose measurement value with this optimal value in a S α S model

图像	特征系数 α	吻合度 ξ_{AM}	图像	特征指数 α	吻合度 ξ_{AM}
Flower	0.770 9	0.050 00	Frog	0.961 9	0.015 00
Double Bird	0.939 7	0.020 00	Boat	1.403 0	0.005 00
Stone Mountain	0.882 8	0.025 00	Moon	1.943 6	0.000 05
Tourist	1.448 1	0.000 50	Zelda	1.354 3	0.001 00
Lake	1.902 5	0.000 05	Goldhill	0.946 7	0.020 50
Sunset Glow	1.954 8	0.000 05	Clown	1.899 7	0.000 05
Lenna	0.828 3	0.045 00	Baboon	1.678 5	0.000 45
Cameraman	1.279 9	0.015 00	Barbara	1.067 4	0.005 50

由表 2 可以清楚地看出, S α S 模型特征指数 α 的值是在 0.75 到 1.95 之间的, 而且当图像细节内容越少时, 其特征指数 α 值越大, 如 Sunset Glow 图像, 其特征指数 α 达到 1.954 8, 接近高斯分布模型 ($\alpha = 2$); 图像细节内容越丰富, 则特征指数 α 值就越小, 如 Flower, 其特征指数 α 仅为 0.770 9。这与图像物理意义是相符的, 图像细节越丰富, 其 DCT 系数中高频部分非零系数就越多, S α S 分布函数尾部衰弱就越平坦, 即特征指数 α 就越小; 当图像越平滑, 即细节内容越少, 中高频部分系数就几乎全为零, S α S 分布函数尾部衰弱就越快, 即特征指数 α 就越大。

3 检测分类问题

虽然在大部分文献里, 将隐藏信息检测与提取问题区分对待, 但它们内在是相关的^[7]。在大多数版权保护应用中都是通过检测出已知的水印信息来判断版权的归属。所以确认隐藏信息存在是非常重要的。本文处理水印或隐藏信息认证问题, 只考虑一种秘密信息存在的可能性。因此, 隐藏信息检测问题就是判断图像是否含有秘密信息的二元假设检测问题。

3.1 二元假设检验

给定的样本数据, 根据其统计特性来检验其是

否含有秘密信息, 就是一种二元假设检测分类方法。对于 JPEG 图像, 其存取的是图像 DCT 系数的 Huffman 码, 因此, 读取 JPEG 图像原始码字, 并参照图像的 Huffman 表进行 Huffman 反变换就是 JPEG 图像的 DCT 系数。现对读取出的 JPEG 图像 DCT 系数序列 $Y[K]$ 作二元假设:

$$H_0: Y[K] = X[K] \quad (7)$$

$$H_1: Y[K] = X[K] + W[K]$$

式中, H_0 为干净图像, H_1 为含有秘密信息图像, 常称其为脏图。 $W[K]$ 表示秘密信息序列。 $X[K]$ 表示干净图像 DCT 系数序列。

秘密信息 $W[K]$ 是一种离散信息, 且是相对于图像 DCT 系数 $X[K]$ 是一种加性噪声。优化秘密信息检测器的目的是为了找到被检测图像 DCT 系数 $Y[K]$ 是否含有秘密信息或水印信息。一种基本的设想是原始图像的 DCT 系数的概率密度函数在嵌入秘密信息或水印信息前后是否改变^[14]。这种设想是合理的, 因为嵌入秘密信息或水印信息后的图像 DCT 系数分布与原始宿主图像的 DCT 系数分布是及其相似的。

3.2 对数似然比

假设样本数据的统计模型已经与某一合适模型相匹配, 宿主图像的 PDF 和秘密信息都是已知的, 在这种情况下, 判别准则可用似然比来描述, 其描述如下:

$$\Lambda(Y) > \hat{\eta}, \text{判为 } H_1$$

$$\Lambda(Y) < \hat{\eta}, \text{判为 } H_0 \quad (8)$$

这里的 $\Lambda(Y)$ 是概率比, $\hat{\eta}$ 是似然比阈值。

$$\Lambda(Y) = \frac{f(Y | H_1)}{f(Y | H_0)} \quad (9)$$

$f(Y | H_1)$ 是在 H_1 情况下的条件概率密度函数, $f(Y | H_0)$ 是在 H_0 情况下的条件概率密度函数。在实际工程应用中, 常常用对数似然比来进行检测测试的。对数似然比可以简单地取自然对数, $l(Y) = \ln(\Lambda(Y))$, 则式(8)的判别准则就变成:

$$l(Y) > \eta, \text{判为 } H_1$$

$$l(Y) < \eta, \text{判为 } H_0 \quad (10)$$

η 是似然比阈值 $\hat{\eta}$ 的自然对数, 即 $\eta = \ln(\hat{\eta})$ 。对于 Neyman-Pearson 准则, 阈值 η 是由虚警概率 P_{fa} 唯一确定。

4 柯西接收机

从第3节可知, 只要样本数据的概率分布函数已知或可从数据中估计出, 隐藏信息检测分类器可以通过二元假设检测来设计。当然, 如果建立的数据模型是准确的, 那么其相应的检测器应该是最优的。在第2节已经论证了对于图像的 DCT 系数, 其分布模型是服从 $S\alpha S$ 簇模型的, 但由于其模型中的参数 α 是个待定参数, 不同的图像, α 值不同。因此, 虽然基于 $S\alpha S$ 簇模型的检测器是最优的, 但由于每检测一次都要去确定 α 的值, 且计算量非常大, 基于 $S\alpha S$ 簇在工程上是不可取的。从第2节的 α 值分布来看, α 分布在 0.75 到 1.95 之间, 且图像细节纹理越丰富, α 值就越小, 且在实际生活中的图片, 细节纹理丰富的图像出现概率比细节纹理贫

瘠高, 因此, α 的均值近似为 1。因此, 可说柯西接收机即使不是最优的, 也应该称得上是次优的。

虽然基于柯西模型的接收机是次优的, 但其在实际应用中性能极好。事实上, 相对于传统的接收机, 对于具有重尾巴特性的数据模型来讲, 柯西接收机是很鲁棒的。柯西分布函数定义如下:

$$f_x(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\gamma}{\gamma^2 + (x - \delta)^2} \quad (11)$$

这里的 γ 是样本数据的偏差, δ 是样本数据的均值。根据式(11), 在假设 H_0, H_1 成立下的条件概率密度函数为

$$f(Y[K] | H_0) = f_x(Y[K]) \quad (12)$$

$$f(Y[K] | H_1) = f_x(Y[K] - W[K])$$

式中, K 是指 DCT 域中的 AC 系数序列的位置, AC 系数是经 Z 型扫描后的 1 维序列。假设秘密信息集为 S , 则其对数似然比为

$$l(Y) = \ln\left(\frac{f(Y | H_1)}{f(Y | H_0)}\right) = \sum_s \ln \frac{\gamma^2 + (Y - \delta)^2}{\gamma^2 + (Y - W - \delta)^2} \quad (13)$$

由式(11)和式(13)可以求得对数似然比 l 的条件概率密度函数, 但这种方法计算量非常大, 不利于工程计算。因此, 可以用一种方法来逼近。由于式(13)中 l 是独立同分布的随机变量和, 所以根据大数定律, l 应是在 H_0, H_1 成立下服从高斯分布。故只要求其在假设 H_0, H_1 成立下它们的均值与方差。对于秘密信息 $W[K]$, 可以认为 $W[K] = a[K]s[K]$, 其中 $a[K]$ 强度因子, $s[K]$ 是一种由随机发生器产生的伪随机序列, 其值为 1 或 -1, 出现的概率为 1/2。如果是(最低有效位) LSB 嵌入, 嵌入强度为 1, 则 $W[K] = 1, 0, -1$ 。在假设 H_0 成立下, 对数似然比 l 的均值与方差为下式:

$$m_0 = E[l | H_0] = \sum_s \left(\ln \frac{\gamma^2 + (X - \delta)^2}{((\gamma^2 + (X - a - \delta)^2)(\gamma^2 + (X + a - \delta)^2))^{1/2}} \right) \quad (14)$$

$$\sigma_0^2 = \text{Var}[l | H_0] = E[l - E[l | H_0]]^2 = \frac{1}{4} \sum_s \left(\ln \frac{\gamma^2 + (X - a - \delta)^2}{\gamma^2 + (X + a - \delta)^2} \right)^2 \quad (15)$$

同理, 可以求得在假设 H_1 成立情况下对数似然比 l 的均值:

$$m_1 = E[l | H_1] = \sum_s \ln \frac{(\gamma^2 + (X + a - \delta)^2)^{1/2} (\gamma^2 + (X - a - \delta)^2)^{1/2}}{\gamma^2 + (X - \delta)^2} \quad (16)$$

$$\sigma_1^2 = \text{Var}[l | H_0] = \frac{1}{4} \sum_s \left(\ln \frac{\gamma^2 + (X - a - \delta)^2}{\gamma^2 + (X + a - \delta)^2} \right)^2 \quad (17)$$

从上面式子可以看出：

$$\begin{aligned} m_0 &= -m_1 \\ \sigma_0^2 &= \sigma_1^2 \end{aligned} \quad (18)$$

对于给定的样本数据,这些均值与方差就容易计算出来。如 DCT 系数,因为其仅仅依靠数据 X 和 a ,并且 $S\alpha S$ 分布参数 γ 和 δ 可以从数据中估计出。这样,对数似然比 l 在两种假设情况下的均值 (m_0 , m_1) 和方差 (σ_0^2 , σ_1^2) 就可以求得。因此虚警率与检测率就可以从下面两式求得：

$$P_{fa} = Q\left(\frac{v + m_0}{\sigma_0}\right) \quad (19)$$

$$P_{det} = Q\left(\frac{v + m_1}{\sigma_1}\right) \quad (20)$$

式中, v 是判别阈值, $Q(x)$ 为标准正态分布函数。对于给定虚警率,可得到检测率与虚警率的关系：

$$P_{det} = Q\left(Q^{-1}(P_{fa}) + 2 \sqrt{\frac{m_1^2}{\sigma_1^2}}\right) \quad (21)$$

可定义信噪比 $SNR = m_1^2/\sigma_1^2$, 并将其代入式 (21), 则检测率与虚警率的关系转换为

$$P_{det} = Q(Q^{-1}(P_{fa}) - 2 \sqrt{SNR}) \quad (22)$$

同样可以求得广义高斯分布和高斯分布的接收机也就可以求得。

5 实验结果

为了验证第 4 节的秘密信息接收机的检测性能,首先利用第 4 节给出的基于柯西分布与 $c = 0.5$ 的广义高斯分布来计算分析测试图像对数似然比的均值与方差,这个实验的对象还是用第 2 节 16 幅图像作为测试图像中的干净图像,并用 Outguess 工具来嵌入秘密信息后得到的含秘图像来建立实验模型。然后,用两种接收机来检验。

5.1 接收机检测性能 (ROC) 实验

接收机是中雷达等设备中经常使用的概念。因此,隐藏信息检测中,也使用这一概念。因为在隐写分析中,当一幅图像被分类器判为含秘图像,则相当于在雷达上通过回波信息判为有信号,而当一幅图像被分类器判为干净图像,则相当于在雷达上通过回波信息判为无信号。因此,可将分类器比喻成雷达上的接收机。

图 3 是柯西检测器与 $c = 0.5$ 广义高斯检测器的 ROC 曲线图,可以看出,当虚警率大于 0.01 后,其柯西检测率都超过 80% 以上,有的还超过 90%。除图 3(a) 外,其他 3 幅图 (图 3(b) ~ 图 3(d)) 的柯西接收机 ROC 曲线都在 $c = 0.5$ 的广义高斯接收机 ROC 上方,也就是说柯西检测器的性能优于广义高斯检测器的性能。

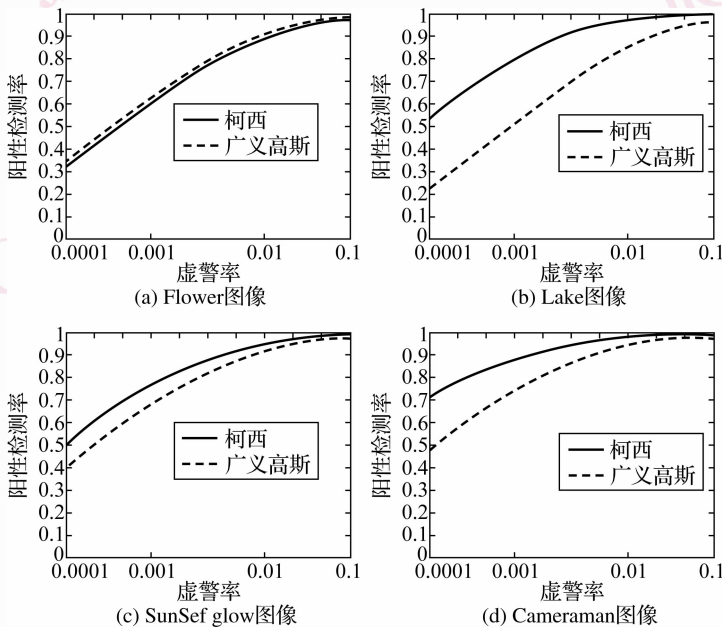


图 3 柯西接收机与 $c = 0.5$ 广义高斯接收机的 ROC 曲线图

Fig. 3 ROC of Cauchy and G. Gaussian ($c = 0.5$)

5.2 与文献[8]接收机性能比较

为了比较本文方法与早期提出的检测方法文献[8]检测性能,可用其方法进行模拟实验,为了公平起见,实验数据采用本文相同的一幅 Double bird 图像,模拟实验结果如图4所示。由图4可以清楚地看出,本文的接收机性能比文献[8]接收机性能更优越。文献[8]模拟实验中,求得的稳态因子 $\alpha =$

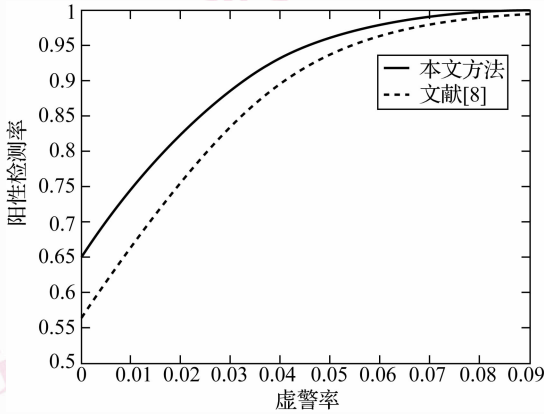


图4 本文接收机与文献[8]接收机性能比较

Fig. 4 The performance comparisons between the receiving machine proposed by us and by the reference [8]

1.115 1,而本文次优接收机-柯西接收机稳态因子 α 仅为1,更接近于实际上 Double bird 图像的稳态因子 α 为0.939 7。因此,以上理论分析与实验结果相符合的。由于文献[8]的算法中缺少了模型匹配的评估标准,所以估计显得很粗糙,造成了接收机性能下降的主要原因。由于本文提出的计算简单,在同样的机子上运行,运行速度快了几十倍,如在测试 Double bird 接收机性能时的运行时间为0.026 31 s,而文献[8]的运行时间是0.583 4 s。因此,本文提出的接收机在速度上要快。

6 结论

本文提出并分析了一种基于图像 DCT 系数的统计模型隐藏信息盲检测思想,考虑了数据的实际统计特征,系统化地描述干净图像 DCT 域的 α 稳态簇模型,并通过实验验证了图像 DCT 系数统计模型既不服从于广义高斯模型,也不完全服从于高斯模型、Laplacian 模型,而是服从于 α 稳态簇模型。同时,根据工程上的简易、实用、可行性和性能好的要求,设计了一种新颖的、 α 稳态簇模型之一的、柯

西次优接收机的隐藏信息盲检测方法。这种检测接收机与广义高斯接收机相比,其性能更具鲁棒性,适应性更广。与文献[8]相比,本文方法性能不但没有下降,有的反而提高了,而运行速度也快了几十倍。

在今后的工作中,还将进行基于 α 稳态簇模型的分类型接收机的研究。争取设计出完全服从于 α 稳态簇模型、动态双门限的接收机来,能更好地检测分类出含秘图像与干净图像。

参考文献 (References)

- Hartung F, Kutter M. Multimedia watermarking techniques [J]. Proceedings of IEEE, 1999, **87**(7):1079-1107.
- Zeng W, Liu B. A statistical watermark detection technique without using original images for resolving rightful ownerships of digital images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, **8**(11): 1534-1548.
- Giannula A, Boulgouris N V, Hatzinakos D K, et al. Watermark detection for noisy interpolated images [J]. IEEE Transactions on Circuits and systems-II :Express Briefs, 2006, **53**(5): 359-403.
- Birney K A, Fischer T R. On the modeling of DCT and subband image data for compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, **4**(2):186-193.
- Reininger R C, Gibson J D. Distributions of the two-dimensional DCT coefficients for images [J]. IEEE Transactions on Communications, 1983, **31**(6):835-839.
- Wu M, Yu H, Liu B. Data hiding in image and video: Part II— Designs and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, **12**(6):696-705.
- Sayrol E, Vidal J, Cabanillas S, et al. Optimum watermark detection in color images[A]. In: Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP 99) [C], London, England, 1999:231-235.
- Alexia B, Panagiotis T. Hidden messages in heavy-tails: DCT-domain watermark detection using alpha-stable models[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, **7**(3):700-715.
- Hernandez J R, Amado M, Perez-gonzalez F. DCT-domain watermarking techniques for still images: Detector performance analysis and a new structure[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, **9**(6): 55-68.
- Birney K A, Fischer T R. On the modeling of DCT and subband image data for compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, **4**(3):186-193.
- Adler R, Feldman R, Taqqu M S. A Guide to Heavy Tails: Statistical Techniques and Applications[M]. Boston, MA, USA: Birkhauser, 1998:16-19.
- Lie Wen-nung, Lin Guo-shiang. A Feature-based classification technique for blind image steganalysis [J]. IEEE Transactions on multimedia, 2005, **7**(6):1077-1020.
- Lam E Y, Goodman J W. A mathematical analysis of the DCT coefficient distributions for images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, **9**(10):1661-1666.
- John P N. Maximum Likelihood Estimation and Diagnostics for Stable Distribution[D]. Boston: American University, 1999.
- Muralidhar R, Freeman C, Gerlach L K R. Robust adaptive signal processing methods for heterogeneous radar clutter scenarios[J]. The Guide to computing Literature, 2004, **84**(9):1653-1665.
- Willinger W, Taqqu M S, Leland W E, et al. Self-similarity in high-speed packet traffic: Analysis and modeling of ethernet traffic measurements[J]. Statistical Science, 1995, **10**(1):67-85.