

# 基于高阶统计矩的特征提取优化算法

马 懿,张政保,冯 帆,刘爱珍

(中国人民解放军军械工程学院 计算机工程系,河北 石家庄 050003)

**摘 要:**基于小波域高频系数的广义高斯分布(GGD)模型,提出了一种新的特征提取优化算法。通过分析研究小波系数概率密度函数的时频特性,选择在频域中提取高阶统计矩。为了更好地区分原始图像和隐密图像高阶矩的差别,对高阶统计矩的权重函数进行改进。除此之外,对高阶统计矩阶数的确定,以及子带层次的选择也作了进一步的研究,构建了提取最优特征矩的提取算法。基于Matlab7.0平台进行仿真实验,结果证明:该算法的综合性能明显优于同类特征提取算法。

**关键词:**广义高斯分布;小波子带;傅里叶变换;高阶统计矩;盲检测

**中图分类号:**TP301.6

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2008)12-0123-04

## Optimized Algorithm for Feature Extraction Based on Higher - Order Statistical Moments

MA Yi, ZHANG Zheng-bao, FENG Fan, LIU Ai-zhen

(Department of Computer Engineering, Ordnance Engineering College of PLA, Shijiazhuang 050003, China)

**Abstract:** A new optimized algorithm for feature extraction based on GGD model of wavelet coefficients is brought forward. Analyzes time - frequency domain character of the PDF of wavelet coefficients and chooses to extract the higher - order statistical moments from the frequency domain. For discriminating the differences between cover image and stego image, improve the weighed function and it makes the effect of extraction better. Besides that, analyzes how to select the order of higher - order moments and hierarchy of wavelet subband. Finally, make emulational experiment on the Matlab7.0 platform, experiment results prove that the extraction algorithm has better performances than the congeneric algorithms.

**Key words:** generalized Gaussian distribution; wavelet subband; Fourier transform; higher - order statistical moments; blind detection

## 0 引 言

近年来,随着多媒体信息技术和网络技术的飞速发展,网络信息安全问题已成为政府、军事和商业领域等关注的焦点。媒体的数字化在给人们提供方便的同时,也带来了安全隐患,如版权保护问题等。信息隐藏技术作为一门新兴技术,它利用人类视觉系统模型,以不可感知的形式,将秘密信息嵌入到要保护的媒体中,以达到保护版权的目的。

据美国 CNN 新闻报道,恐怖分子就是采用信息隐藏技术利用网络进行恐怖活动的。隐写分析技术(Steganalysis)作为信息隐藏技术(Information Hiding Technique)的一个重要分支,出于对反间、反恐的需要,信息隐藏分析技术已成为当前社会研究的热点之一。小波分析技术作为调和和技术发展的产物,是一种

新的、强有力的信号处理工具,具有多尺度、多分辨率分析的特点,在图像处理领域得到了广泛的应用。图像经过小波变换后,能够得到不同尺度和方向的子带,通过分析小波域各个子带频域特性,提取敏感特征向量,有效实现隐写分析。

目前存在的隐写分析算法有很多,但大多是针对小波高频子带系数的直方图空域特性提取高阶统计矩,作为特征向量。由于频域比空域含有更丰富的信息,更适合进行奇异值分析,文中基于小波域高频系数的广义高斯分布(GGD)模型,通过分析概率密度函数的频域特性,尝试从频域提取高阶统计矩,作为敏感特征向量,实验结果表明:该算法提取效果明显优于空域提取效果。

## 1 优化算法

图像经 DWT 变换后,其子带中小波系数服从广义高斯分布,采用广义高斯模型能够较好地描述图像小波系数的先验概率分布<sup>[1]</sup>。其数学表达式为:

收稿日期:2008-03-25

基金项目:国家自然科学基金(60571037)

作者简介:马 懿(1983-),男,硕士研究生,研究方向为信息安全;张政保,教授,硕士生导师,研究方向为信息安全、多媒体信息处理。

$$f(x, \alpha, \beta, \mu) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} e^{-|\frac{x-\mu}{\beta}|^\alpha} \quad (1)$$

由于  $\Gamma$  函数是超越函数, 因此对广义高斯分布的拟合只能采用近似拟合, 文中采用文献[2]中提到的方法, 对参数  $\alpha, \beta$  进行估计。图 1 为小波高频系数的广义高斯分布拟合曲线。

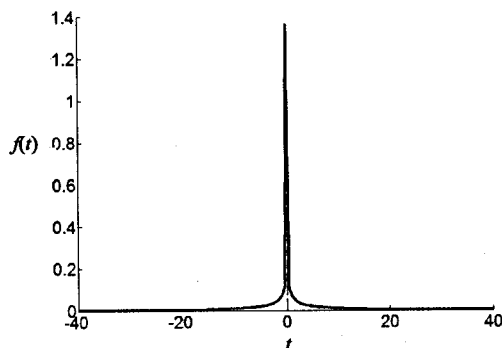


图 1 PDF 曲线

原始载体图像(cover-image), 通过扩频技术进行信息隐藏, 近似于在频域系数中加入高斯白噪声, 由于高斯分布比较平滑而导致 PDF 曲线在  $x=0$  点的峰值效应减弱变得平缓, 图 2 为原始载体图像隐秘前后的 PDF 曲线。Farid 选用  $n$  阶原点矩  $m_n$  分析此变化[3]。通常情况下 PDF 是偶函数, 奇数阶原点矩  $m_n$  都接近于 0。为此 Goljanetal 选择  $n$  阶绝对矩  $m_n^A$  分析此变化[4]。数学表达式如下:

$$m_n = E(X^n) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) x^n dx \quad (2)$$

$$m_n^A = E(|X|^n) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) |x|^n dx \quad (3)$$

式(2)和式(3)分别用权  $x^n, |x|^n$  对 PDF 的变化进行放大。但由图 2 可知, PDF 较大变化发生在  $x=0$  处, 所以此时权的放大效果不佳。文中采用新算法, 首先对概率密度函数  $p(x)$  作 Fourier 变换得到频谱函数  $\Phi(t)$ :

$$\begin{aligned} \Phi(t) &= \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) e^{-jtx} dx = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) (\cos(tx) - j \sin(tx)) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} p(x) (\cos(tx) - j \sin(tx)) dx = \\ &2 \int_0^{+\infty} p(x) \cos(tx) dx \Leftrightarrow p(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi(t) e^{jtx} dt \end{aligned} \quad (4)$$

其幅频特征曲线如图 3 所示。图 3 表明频域曲线的变化幅度较大, 且变化发生在  $t$  值较大处, 故该方法更适合用高阶统计量分析。定义幅频特性曲线的  $n$  阶原点矩  $M_n$ , 绝对矩  $M_n^A$  如下:

$$M_n = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi(t)^n dt \quad (5)$$

$$M_n^A = \int_{-\infty}^{+\infty} \Phi(t) |t|^n dt \quad (6)$$

考虑到  $\Phi(t)$  为偶函数  $M_n$  的奇数阶原点矩为 0 的情

况, 选择使用  $M_n^A$  作为特征向量。通过分析发现  $m_n^A$  与  $\frac{d^n \Phi(t)}{dt^n} \big|_{t=0}$ , 以及  $M_n^A$  与  $\frac{d^n p(x)}{dx^n} \big|_{x=0}$  存在如下关系:

$$m_n = j^{-n} \frac{d^n \Phi(t)}{dt^n} \big|_{t=0} \Rightarrow m_n^A \geq |m_n| = \left| \frac{d^n \Phi(t)}{dt^n} \right|_{t=0}$$

$$M_n = (-j)^n 2\pi \frac{d^n p(x)}{dx^n} \big|_{x=0} \Rightarrow M_n^A \geq |M_n| = 2\pi \left| \frac{d^n p(x)}{dx^n} \right|_{x=0}$$

且  $m_n^A, M_n^A$  可以由  $\Phi(t)$  和  $p(x)$  在  $t=0$  处的  $n$  阶导数来衡量, 由图 2、3 发现  $p(x)$  在零点处的导数变化比  $\Phi(t)$  在零点处的导数变化大, 即  $M_n^A$  比  $m_n^A$  的变化幅度大。由此说明:  $M_n^A$  较  $m_n^A$  更适合作为检测统计量。

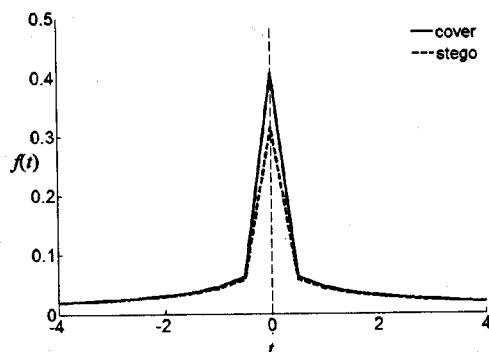
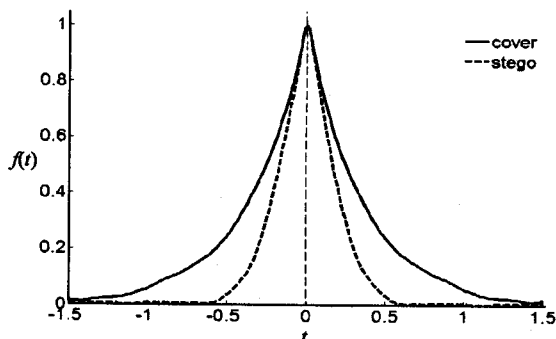


图 2 隐秘前后的 PDF 曲线

图 3 幅频特性曲线  $\Phi(t)$ 

## 2 算法实现过程

### 2.1 高阶统计矩的样本提取

采用  $M$  元直方图  $\{h(m)\}_{m=0}^{M-1}$  作为概率密度函数  $p(x)$  的样本统计量。令  $K = 2^{\lceil \log_2 M \rceil}$ , 则  $2K-1$  点离散幅频特性函数  $\{\Phi(k)\}_{k=1-K}^{K-1}$  如式(7)所示, 对  $\Phi(t)$  进行逆变换得到  $h(m)$  如式(8)所示。

$$\Phi(k) = \sum_{m=1-M}^{M-1} h(m) \cos\left(\frac{\pi mk}{K}\right), 1-K \leq k \leq K-1 \quad (7)$$

$$h(m) = \frac{1}{2K-1} \sum_{k=1-K}^{K-1} \Phi(k) \cos\left(\frac{\pi mk}{K}\right), 1-M \leq m \leq M-1 \quad (8)$$

Harmesen 和 Pearlman 定义  $n$  阶原点矩为  $\hat{M}'_n = \sum_{k=0}^{K-1} |\Phi(k)| (\frac{k}{K})^n$ 。考虑用  $(\frac{k}{K})^n$  对  $\Phi(k)$  加权,会使  $\hat{M}'_n$  的值迅速缩小而产生较大的误差,因此,文中对权重函数进行了改进,绝对矩  $\hat{M}^A_n$  定义如式(9)所示:

$$\hat{M}^A_n = \sum_{k=1-K}^{K-1} |\Phi(k)| \tanh^n(\frac{\pi k}{K})|$$

其中  $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$

(9)

这不仅解决了  $\hat{M}'_n$  的值随  $n$  增大而下降过快问题,而且还有效地提高了变化部分在原点矩中所占比重,从而使原始图像与隐秘图像的  $n$  阶矩差别更大。

2.2  $n$  值及小波子带的选取

由于  $n$  值的增大,导致发生变化的部分在高阶矩中占的比重增大,但随着  $n$  值的不断增大将导致  $\hat{M}^A_n$  的值不断变小。这两方面共同作用的结果导致  $r$  的值出现先增后减的现象(如图 4 所示)。为了得到最佳的  $n$  值,在检测过程中采用了穷举搜索法,选取  $r$  最大时的  $n$  值作为阶数。对于  $512 \times 512$  bmp 图像,其  $n$  级小波子带的样本空间大小为  $2^{20-2n}$ ,随着分解深度的增加,样本空间大小呈指数级下降。样本空间的缩小将直接导致特征统计量的准确度降低,因此,分解深度不宜过大。此外,在基于 DWT 域,采用扩频技术(SST)进行隐藏信息时,考虑到隐秘信息的视觉不可见性,通常情况下将隐藏信息隐藏在小波子带的高频部分( $n \leq 3$ )。鉴于以上原因,该算法对子带的高阶统计量分析也限定在  $n \leq 3$  的情况下。小波分解示意图如图 5 所示。

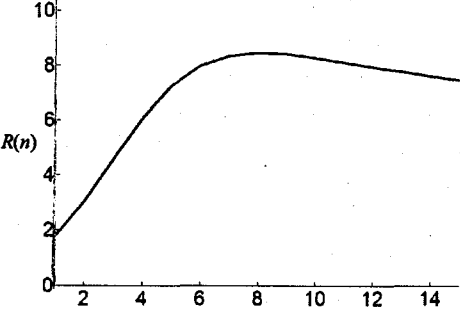


图 4  $r_{M,n}$  变化曲线

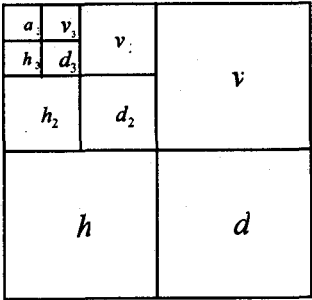


图 5 小波分解示意图

3 实验结果及分析

实验中原始图像采用  $512 \times 512$  lena 灰度图像, DWT 采用 Haar 小波进行 3 级小波分解。隐密图像通过扩频技术在子带  $d_2$  中以不同的嵌入强度  $\alpha$  随机嵌入高斯随机序列生成。为了量化特征量在隐写前后改变程度的大小,定义增量比  $R_4 = \max(\frac{\hat{M}^A_{n,S}}{\hat{M}^A_{n,X}}, \frac{\hat{M}^A_{n,X}}{\hat{M}^A_{n,S}})$  作为判断依据。

另外,为了比较改进算法的实际优化效果,采用空域归一化增量比  $R_1 = \max(\frac{\tilde{m}^A_{n,S}}{\tilde{m}^A_{n,X}}, \frac{\tilde{m}^A_{n,X}}{\tilde{m}^A_{n,S}})$  [5], 权重未改进时的增量比  $R_2 = \max(\frac{\hat{M}'_{n,S}}{\hat{M}'_{n,X}}, \frac{\hat{M}'_{n,X}}{\hat{M}'_{n,S}})$ , 权重改进后未归一化增量比  $R_3 = \max(\frac{\hat{M}^A_{n,S}}{\hat{M}^A_{n,X}}, \frac{\hat{M}^A_{n,X}}{\hat{M}^A_{n,S}})$  作为比较分析(其中  $\tilde{M} = \frac{\hat{M}_n}{\hat{M}_0}$  表示用  $\hat{M}_0$  对  $\hat{M}^A_n$  作归一化处理)。

实验效果如图 6 所示,结果数据见表 1。

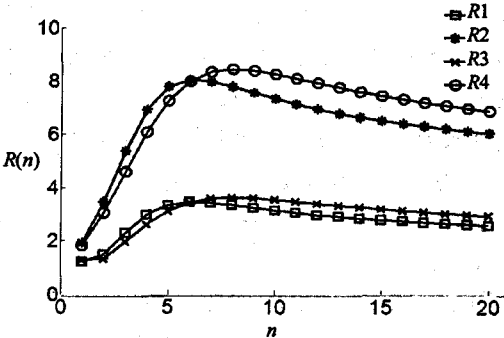


图 6 对比效果图

表 1 实验数据

$\begin{smallmatrix} n \\ \alpha \end{smallmatrix}$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$R_4$										
0.1	1.0622	1.1224	1.1750	1.2191	1.2554	1.2851	1.3096	1.3297	1.3465	1.3605
0.2	1.1010	1.1980	1.2827	1.3538	1.4124	1.4603	1.4994	1.5315	1.5579	1.5798
0.3	1.1584	1.3167	1.4613	1.5877	1.6957	1.7867	1.8628	1.9264	1.9795	2.0240
0.4	1.2401	1.5019	1.7623	2.0084	2.2337	2.4358	2.6146	2.7715	2.9089	3.0290
0.5	1.3400	1.7547	2.2207	2.7193	3.2341	3.7509	4.2575	4.7446	5.2052	5.6349
0.6	1.4224	1.9572	2.5725	3.2359	3.9156	4.5834	5.2170	5.8009	6.3266	6.7910
$R_1$										
0.1	1.0387	1.0148	1.0029	1.0021	1.0056	1.0081	1.0095	1.0098	1.0091	1.0081
0.2	1.1359	1.0653	1.0233	1.0092	1.0024	1.0016	1.0037	1.0039	1.0039	1.0021
0.3	1.2618	1.1504	1.0637	1.0339	1.0223	1.0165	1.0139	1.0133	1.0137	1.0142
0.4	1.4041	1.2707	1.1295	1.0766	1.0582	1.0510	1.0485	1.0481	1.0483	1.0477
0.5	1.5590	1.4263	1.2254	1.1404	1.1110	1.1011	1.0982	1.0977	1.0969	1.0944
0.6	1.7212	1.6165	1.3554	1.2296	1.1835	1.1685	1.1645	1.1635	1.1616	1.1570

从图 6 可以得出以下三个结果:

- (1)  $R_2$ 、 $R_3$ 、 $R_4$  效果优于  $R_1$ ;
- (2)  $R_3$ 、 $R_4$  又优于  $R_2$ ;
- (3)  $R_4$  优于  $R_3$ 。

结果(1)表明频域高阶统计矩优于空域;实验结果(2)表明权重函数的改进起到了放大偏差的作用,有利于频域内敏感特征向量的提取;实验结果(3)说明隐密图像与原始图像的  $n$  阶矩存在交叉重叠部分,因此必须对特征量进行归一化处理。

从表 1 数据可知:从  $R_1$  到  $R_4$ ,增量比从 1.0387 ~ 1.7212 提高到 1.3605 ~ 6.7910,这表明特征量的提取效果较先前有了很大的改进。

#### 4 结束语

文中通过建立小波域高频系数的广义高斯分布实验模型,对小波系数直方图的空域和频域高阶统计矩特征提取算法进行了分析研究,提取了更适合于作为小波域的通用盲检测的特征量。实验数据表明对于小波域加性隐藏的通用盲检测而言,频域高阶统计矩的检测效果要优于空域。经过改进后的特征提取算法能够更加有效地反映出信息隐藏对原始图像频域系数造成的影响。此外,该优化算法不仅适用于广义高斯分

布的信号检测问题,同样适用于原始信号为尖峰型而接收信号为平滑型的信号检测问题。但特征提取必须建立在一个足够大的样本空间基础之上,因此如何进一步解决精度与样本空间的大小之间的矛盾是目前高阶统计分析的焦点,也是后续工作研究的重点。

#### 参考文献:

- [1] 孙中伟,冯登国,武传坤.基于弱信号检测理论的离散小波变换域数字水印盲检测算法[J].计算机研究与发展,2006,43(11):1920-1926.
- [2] 汪太月,李志明.一种广义高斯分布的参数快速估计算法[J].工程地球物理学报,2006,3(3):172-176.
- [3] Farid H. Detecting hidden messages using higher-order statistical models in Proc[C]//IEEE Int. Con. Image Processing. New York:[s. n.],2002:905-908.
- [4] Goljan M, Fridrich J, Holotyak T. New blind steganalysis and its implications[C]//In Proc. SPIE. Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VI. San Jose, CA:[s. n.],2006:1-13.
- [5] Harmsen J J, Pearlman W A. Steganalysis of additive noise modelable information hiding[C]//In Proc. SPIE, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VI. San Jose, CA:[s. n.],2003:131-142.

(上接第 122 页)

从图 2 可知,a(1)、a(2)、a(3)分别是光线过暗、复杂背景下多人脸以及光线过亮三种情况下的原始图片,b、c、d 分别是采用三种不同的检测算法得到的检测结果输出图像,黑框显示的即为检测结果。在未采用光线补偿进行检测时,b(1)中的墙壁,b(2)中的地板,以及 b(3)中胳膊等部分被误检为人脸区域;在采用面积提取法后消除了一些小面积的的非人脸区域,降低了误检率,但是检测精度还不够高;而采用自适应光线补偿与面积提取法后,较好地消除了光照不均的影响,大幅度提高了检测精度。

#### 3 结束语

在基于肤色模型的基础上,笔者提出一种自适应光线补偿的人脸检测算法。应用 69 幅不同光照情况下的图像进行对比实验研究,实验结果表明:该算法结合面积提取法具有较高的检测率,检测精度达到 96.64%,误检率为 5.69%。

进一步分析表明:当人脸旋转角度较大时,漏检率将上升。因此如何通过平面旋转法、面部特征点提取方法来进一步提高检测率将成为进一步研究方向。

#### 参考文献:

- [1] Yang Ming-Hsuan, Kriegman D J, Ahuja N. Detecting Faces in Images: A Survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(1):34-58.
- [2] Guan Yepeng, Yang Lin. An unsupervised face detection based on skin color and geometric information[C]//In: Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Intelligent System Design and Applications, ISDA 2006. Los Alamitos, USA:[s. n.],2006:272-276.
- [3] Hsu Rein-Lien, Abdel-Mottaleb M, Jain A K. Face Detection in Color Images[J]. IEEE Transactions on PAMI,2002,24(5):696-706.
- [4] 汪更生,林家骏,刘云翔.基于色度信息及投影法的彩色图像中人脸区域分割方法[J].长春工程学院学报:自然科学版,2004,5(3):777-782.
- [5] Werblin F S. Control of Retinal Sensitivity[J]. The Journal of General Physiology,1974,63(1):62-87.
- [6] Garcia C, Tziritas G. Face detection using quantized skin color regions, merging and wavelet packet analysis[J]. IEEE Trans Multimedia,1999,9(1):264-277.