

一种改进的计算机生成图像检测算法

苏波¹, 王玉平², 朱彤³, 李生红²

(1 上海交通大学信息安全工程学院, 上海 200240; 2 上海交通大学电子工程系, 上海 200240;

3 公安部第三研究所, 上海 200031)

摘要: 本文提出了一种通用的计算机生成图像检测算法; 该算法从小波域提取 JPEG 图像的特征值, 利用特征函数来描述小波子带的统计规则性。其中, 小波域特征值是图像小波子带系数及其线性预测误差的高阶统计量。本文利用 Fisher 算法来构造分类器, 仿真实验表明, 该算法对计算机生成图像的检测率有了很大的提高。

关键词: 特征函数; 小波变换; 高阶统计量; 计算机图像

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A

A improved Algorithm to detect Computer Graphic

Su Bo¹, Wang Yuping², Zhu Tong³, Li Shenghong²

(1 School of Information Security, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;

2 Dept. of Electronic Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China

3 The Third Research Institute of The Ministry of Public Security, Shanghai 200031, China;)

Abstract: In this paper, a general detection algorithm to the computer graphic is proposed, in which the statistical moments of the image's wavelet sub bands and its linear prediction error are selected as features form spatial and DWT domains to form a classifying model. This paper uses the Fisher algorithm to construct the classifier. Experiment show that this method could detect the computer graphic images efficiently.

Keywords: characteristic function; wavelet transform ; high-order statistics ; computer graph

1 引言

随着信息技术的发展, 信息资源的存储媒介已由传统的纸质和胶片方式向电磁方式转变。据《How much information 2003》报告统计数据, 2002 年全世界所有信息数据中采用电磁存储媒介的占 92.22%。

图像作为一种信息资源, 也随着信息技术的发展而发展, 传统的胶片图像正逐步被数字图像信息取而代之。但是相对于传统的胶片图像, 数字图像更易于改动且难以鉴别真伪。一些 3D 图像生成软件可以轻易的生成假以乱真的计算机图像, 因此, 对于计算机生成图像的识别已成为信息安全技术领域中的一个重要课题。

对于计算机生成图像的识别, 国外主要直接研究成果包括: 在[1-3]中, 主要基于统计量来提取统计特征, 然后对这些特征向量利用机器学习方法进行分类, 能够得到非常高的检测率。目前常见的机器学习方法是 FLD 和支持向量机(SVM)方法。

以上几种方法存在的不足之处在于, 一, 图像特征提取精度不是很高。二, 分类器的设计不够理想。因此对计算机生成图像的检测率不是很高。本文, 在 Farid

的小波域特征值的基础上，首次引入特征函数来描述小波子带的统计规则性，最后选 FLD 分类器进行训练。结果得出对计算机生成图像的检测达到了非常好的效果

2 计算机生成图像检测流程

本文的计算机生成图像检测技术的整个流程如图一所示，本文的重点是对计算机生成的图像的特征提取，能有效的区别于自然图像，并选择性能非常好的分类器来识别。

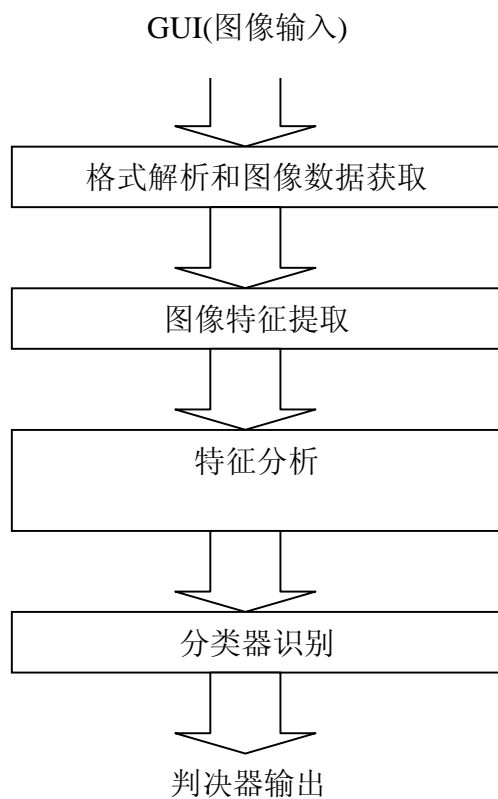


图 1 计算机生成图像检测功能流程图

2.1 计算机生成图像特征提取

本文是针对计算机 3D 软件生成的 JPEG 图像进行检测，关键是能否找到有效的统计特征来表征计算机生成图像和自然图像的区别。而自然图像成像过程中所产生的噪声能够在小波域上显示出来，所以在小波域上能够区分计算机生成图像和自然图像。由于图像小波系数具有良好的统计规则性，本文借鉴了 Farid^[1] 提出的小波

变换的四镜像滤波器方法，本文对图片进行小波域上的分解，首先将图片分解成 n 个尺度（分辨率），每个尺度又分解为水平、垂直和对角 3 个子带，分别表示为 $H_i(x,y)$, $V_i(x,y)$ 和 $D_i(x,y)$ （其中 $i=1, 2, \dots, n$ ，表示第 i 个尺度空间）。Farid 提出的检测算法是直接对每个尺度上的每个子带求其高阶统计量（即数字特征），并将这些高阶统计量作为图片的特征向量。由于数字特征只是反映了各小波子带概率分布的某些方面特征，而且一般是由各阶矩决定的（Farid 采用的是前 4 个高阶统计量：均值、方差、偏斜度和峰度），没有全面的反映图片固有规则性，所以 Farid 提出的算法检测精度不高。本文中引入了特征函数[4]来描述小波子带的统计规则性。特征函数是一种理想的、有效的数学工具，它既能完全决定分布函数而又具有良好的数学分析性质。式（1）是随机变量 X 的特征函数定义。式中， $f_x(x)$ 是 X 的概率密度函数（pdf）。

$$\Phi_x(\omega) = E[e^{j\omega X}] = \int_{-\infty}^{\infty} f_x(x) e^{j\omega x} dx \quad (1)$$

在（1）式右边的第二个表达式中，特征函数可以看成概率密度函数 $f_x(x)$ 的傅立叶变换。概率密度函数描述了连续随机变量的概率分布，而在图片分析中，每个小波子带的直方图反映了系数的分布情况，从某种意义上来说，直方图可以看成是标准化的概率密度函数。故可轻松的求出小波子带系数的特征函数。由以上的分析可以知道，特征函数能完全的表示图片的统计规则性，故图片嵌入信息前后的特征函数会发生明显的变化，如图 2 所示。

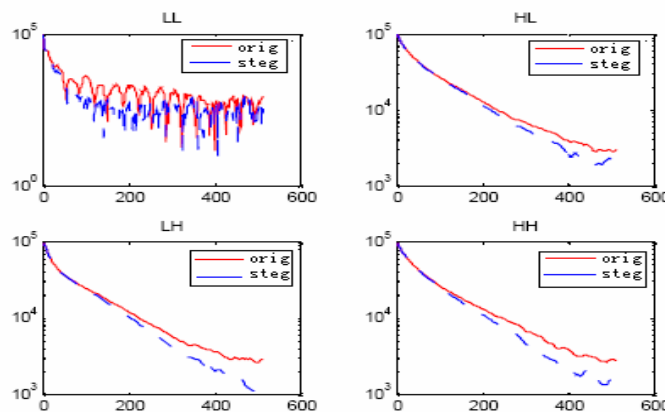


图 2 原始图片和嵌入隐藏信息后的图片的一阶小波子带的特征函数

本文在小波域提取图片特征值的过程中使用了特征函数。首先，对图片进行小波分解，求出各小波子带的特征函数，然后计算所得特征函数的高阶统计量（均值、方差、偏斜度和峰度）并将其作为其中一组变换域特征值。计算图片小波子带的特征函数的高阶统计量可以用（2）式表示。式中， $H(f_i)$ 是 CF 在频率 f_i 处的分量， N 是直方图水平坐标上点的总数。

$$M_n = \frac{\sum_{j=1}^{N/2} f_j^n |H(f_j)|}{\sum_{j=1}^{N/2} |H(f_j)|} \quad (2)$$

另一组变换域特征值是基于最优线性预测器对小波系数的预测误差而获得的。以垂直子带 $V_i(x,y)$ 为例，小波系数的线性预测器可以用(3)式表示。其中 ω_k 是标量加权因子。

$$V_i(x,y) = \omega_1 V_i(x-1,y) + \omega_2 V_i(x+1,y) + \omega_3 V_i(x,y-1) + \omega_4 V_i(x,y+1) \\ + \omega_5 V_{i+1}(x/2,y/2) + \omega_6 D_i(x,y) + \omega_7 D_{i+1}(x/2,y/2) \quad (3)$$

(3)式还可以写成以下的矩阵形式： $V=Q\omega$ 。其中列向量 $\omega=(\omega_1, \dots, \omega_7)^T$ ，向量 V 是 $V_i(x,y)$ 的列向量，矩阵 Q 的每一列包含(3)式的相邻系数。令均方误差函数最小，可求得 ω 。

$$\omega = (Q^T Q)^{-1} Q^T V \quad (4)$$

线性预测器的对数误差可写成： $E = \log_2(V) - \log_2(|Q\omega|)$ (5)

按照 (3) - (5) 类似的步骤可以求出水平子带和对角线子带小波系数的对数误差。计算图片在各尺度和各子带上的小波系数对数误差 E 的特征函数的高阶统计量（即均值、方差、偏度和峰度），可以获得另一组变换域特征值。

2.2 Fisher 分类器推导

众所周知，在模式识别理论中，可以利用评价函数进行特征选择，假设 n 维特征 X 在一直线上投影，即研究使 n 维特征从 n 维减少到一维的情况。这时，怎样选取投影直线，使类间的距离最好呢？如图3所示，对于两个类别 ω_1 和 ω_2 ，假定各类的特征是二维分布(图3中A、B部分)，将它们在 Y_1 和 Y_2 直线上投影时，可以明显看出，类间分离在 Y_2 直线方向上为好。一般情况下，特征向量 X 的线性组合 y 用式(6)表示为：

$$y = W^T X \quad (6)$$

当 $\|Y\|=1$ 时，则 y 就是 X 向 Y 方向支线上的投影。

图3中，A表示 X 属于 C_1 的分布；B表示 X 属于 C_2 的分布；C表示 $Y_1^T X$ ， X 属于 ω_2 分布；D表示 $Y_1^T X$ ， X 属于 ω_1 分布；E表示 $Y_2^T X$ ， X 属于 ω_1 分布；F表示 $Y_2^T X$ ， X 属于 ω_2 分布。另外，属于 W 类的特征相量 X 的平均值 μ_i 用式(7)表示：

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{W_i} X \quad (7)$$

其中 N_i 表示属于 ω 类 X 的个数，所以用式(6)变换 X ，得到 y 的平均值 m_i 和 y 类别内的方差 σ_i^2 为：

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{X \in W_i} Y^T X \quad (8)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N_i} \sum_{Y \in W_i} (y - m_i) \quad (9)$$

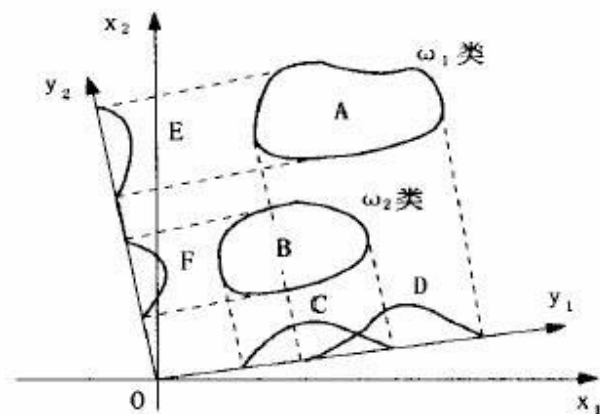


图3 二维特征向量在直线上的投影

显然，为了能对 ω_1 和 ω_2 进行有效的识别，两类的特征应该分的越开越好，因此必须要用一个评价函数来衡量两个类别间的分离度，著名的 Fisher 评价函数 $J(Y)$ 就是基于这个思想提出的，它可以对两个类别间的分离度进行定量描述。

线性判别的基本思想是：找到某种变换使许多的特征聚类能够得到最大的区分能力。通过对训练样本的散布矩阵分析可以实现此过程。

3 实验结果

本次实验选择 1000 张 JPEG 图片作为原始图片集，其中 500 张计算机生成图片主要来自于国外几个 3D 图片网站。这些 3D 图片制作的软件有 3ds MAX, Maya, softimage 等。另外 500 张是用数码相机拍摄得到，场景包括室内室外，白天晚上等。选取 500 张自然图片和 300 张计算机生成图片作为训练集，100 张自然图片和 100 张计算机生成图片作为测试集。本实验对图片进行 3 层小波分解，每一层滤波为 3 个子带(LH,HL 和 HH),分别对每一层的每个子带求得 4 个高阶统计量(均值，方差，偏斜度和峰度)，可得到 36 个特征值。同样，利用小波线性预测误差可求得另外 36 个特征值，一共可以获得 72 个特征值。本文用 Fisher 分类器进行分类。

表 1 是本文算法和 Farid 算法在计算机生成图像检测率性能的比较。可以看出采用了本文改进后的特征提取算法，从表 1 可以看出对计算机生成图像的检测率有了很大幅度的提高。

表 1 计算机生成图像检测精度

检测精度	训练集		测试集	
	计算机生成图像	自然图像	计算机生成图像	自然图像
Farid	16.4%	98%	6%	82%

本文算法	58.2%	90%	50.3%	76%
------	-------	-----	-------	-----

4 结论

本文提出了一种基于小波域特征的计算机生成图像检测算法，该算法利用变换域的小波子带系数的高阶统计量特征值，再利用特征函数来描述小波子带的统计规律性提取计算机生成图像的特征，最后利用 Fisher 线性分类器来检测。这一改进的特征值能够有效的用于计算机生成图像检测，实验表明该算法在对计算机生成图像检测率有了很大的提高。

参考文献

- [1] H.Farid and S.Lyu. Higher-order wavlet statistics and their application to digital forensics.In IEEE Workshop on Statistical Analysis in Computer Vision, Madison, Wisconsin, 2003.
- [2] T.-T. Ng and S.-F.Chand. Blind detection of digital photomontage using higher order statistics. Technical Report ADVENT 201-2004-1, Columbia University, June 2004.
- [3] H. Farid. Detecting hidden messages using higher-order statistics models[C]. International Conference on Image Processing, Rochester, NY, 2002.
- [4] 周荫清，概率、随机变量与随机过程，北京航空航天大学出版社，1989