

基于小波分解和方差分析的图像信息隐藏盲检测

詹双环 张鸿宾

(北京工业大学计算机学院 北京 100022)

摘要: 为了实现图像中隐藏信息的盲检测, 建立高阶统计模型, 提取高阶小波统计量捕获原始图像和隐藏图像之间的统计差异; 方差分析用于检验所提取的小波统计量对隐藏信息的敏感程度。应用方差分析选取对隐藏信息较敏感的小波统计量作为图像的特征向量元素, 基于核技巧的支撑向量机(SVM)用作原始图像与隐藏图像之间的分类器, 实现图像中隐藏信息的盲检测分析。实验结果及分析表明本文的方法能较有效地实现信息隐藏的盲检测分析。

关键词: 信息隐藏; 信息隐藏分析; 小波分解; 方差分析; 支撑向量机

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)06-1460-04

Image-Based Blind Steganalysis Using Wavelet Statistics and Analysis of Variance

Zhan Shuang-huan Zhang Hong-bin

(College of Computer Science, Beijing University of Technology, Beijing 100022, China)

Abstract: Applying wavelet decomposition to build high-scale statistical model for capturing statistical difference between cover images and stego-images. However, not all wavelet statistics are able to reflect well statistical change due to hidden message embedded. By exploring analysis of variance, the statistics that are more sensitive to hidden message are chosen as features of images. Kernel-based support vector machine is chosen as classifier to implement blind steganalysis of images. Experiment results show that our method can reach a high testing rate to hidden message of images.

Key words: Steganography; Steganalysis; Wavelet decomposition; Analysis of variance; Support Vector Machine (SVM)

1 引言

信息隐藏(Steganography)是一种隐蔽通信技术, 它是将隐秘信息嵌入在合法的载体中, 通过传输合法载体从而传送隐藏信息, 达到隐蔽通信的目的。信息隐藏分析(Steganalysis)是信息隐藏的攻击技术, 它通过对信息隐藏算法进行分析、攻击或破解等, 检测载体中嵌入的隐藏信息, 从而达到破坏隐蔽通信的目的。本文对信息隐藏分析技术的研究中, 通信载体为静态图像, 称没有隐藏信息的静态图像为宿主图像或原始图像, 在原始图像中嵌入隐藏信息后的图像为隐藏图像。

图像信息隐藏分析技术可分为有针对性的隐藏分析和盲隐藏分析两种。针对特定信息隐藏算法的攻击和破解技术, 也称非盲信息隐藏分析技术, 不仅能检测出图像中是否存在隐藏信息, 而且也能估计出图像中所嵌入隐藏信息的精确长度。在非盲信息隐藏分析领域, Fridrich 等^[1, 2]实现了对某些特定信息隐藏算法(如F5 和Outguess等)的攻击并成功地估计出所嵌入隐藏信息的长度。盲信息隐藏分析是指在不知道图像中是否含有隐藏信息或隐藏方式未知, 且在无原始图像做对照的情况下, 检测图像中是否含有隐藏信息的技

术。隐藏信息嵌入图像后人眼往往不易觉察, 但是隐藏信息的嵌入却改变了图像的统计特性。Farid等^[3, 4]建立了高阶统计模型, 该模型使用合适的统计方法去捕获隐藏图像和原始图像之间的微小变化, 提取出有效的图像统计特征, 从而实现隐藏信息的盲检测分析。Avcibas等^[5]也提取出一系列图像质量评价量, 用统计分析方法去进行图像信息隐藏的盲检测分析, 取得了较高的盲检测效率。

本文使用小波分解建立统计模型, 提取图像的高阶小波统计量去捕获原始图像和隐藏图像之间的统计差异。提取出的小波统计量并非都能很好地反映出由于隐藏信息的嵌入导致的图像统计特征变化, 方差分析用于检验哪些小波统计量对不同的隐藏工具和不同的隐藏比率会有较为一致的或精确的影响, 选取由于隐藏信息的嵌入数值变化明显的小波统计量作为图像的特征向量元素。

2 小波分解统计模型介绍

小波分解将图像在频域进行多个尺度多个方向分解, 设 i 级小波分解的水平、垂直和对角子带分别表示为 $h_i(x, y)$, $v_i(x, y)$ 和 $d_i(x, y)$, 其中 $i = 1, \dots, n-1$, n 为小波分解级数; 而在各级分解的每个方向上, 统计模式由均值、方差、偏斜度和峭度值等组成。因此, 四级三方向的小波分解共有 $4 \times 3 \times (n-1)$ 个小波系数组成, $n = 4$ 时构成图像特征向量

f 中的前 36 个特征元素。设随机变量 x 概率密度函数(PDF) 为 $p_x(x)$, 其均值、方差、偏斜度和峭度分别定义为

$$\mu_x \stackrel{\text{def}}{=} E_{p_x(x)}\{x\} \quad (1)$$

$$\sigma_x^2 \stackrel{\text{def}}{=} E_{p_x(x)}\{(x - \mu_x)^2\} \quad (2)$$

$$\varsigma_x \stackrel{\text{def}}{=} E_{p_x(x)}\left\{\left(\frac{x - \mu_x}{\sigma_x}\right)^3\right\} \quad (3)$$

$$\kappa_x \stackrel{\text{def}}{=} E_{p_x(x)}\left\{\left(\frac{x - \mu_x}{\sigma_x}\right)^4\right\} \quad (4)$$

特征向量 f 中的其他元素来源于优化线性预测的误差统计。用某个子带系数的 4 邻域系数和其他方向和尺度系数来对其做预测, 例如, 垂直子带系数的预测值可定义为

$$\begin{aligned} \hat{v}_i(x, y) = & w_1 v_i(x-1, y) + w_2 v_i(x+1, y) + w_3 v(x, y-1) \\ & + w_4 v_i(x, y+1) + w_5 v_{i+1}(\frac{x}{2}, \frac{y}{2}) + w_6 d_i(x, y) \\ & + w_7 d_{i+1}(\frac{x}{2}, \frac{y}{2}) \end{aligned} \quad (5)$$

其中 w_k 为预测系数, w_k 的选取可通过对每个子带的均方误差最小化来决定, 即取最小均方误差为优化预测系数 $w_{k, \text{opt}}$ 。将 $w_{k, \text{opt}}$ 代入式(5), 计算出 $\hat{v}_i(x, y)$, 再根据式(6)计算出所谓的对数误差来。

$$e_{v_i}^{\log}(x, y) \stackrel{\text{def}}{=} \log_2(|v_i(x, y)|) - \log_2(|\hat{v}_i(x, y)|) \quad (6)$$

类似地, 对 $h_i(x, y)$ 和 $d_i(x, y)$ 进行预测。对每个子带在水平、垂直和对角上做均值、方差、偏斜度和峭度的对数误差计算, 得到特征向量 f 的其余 36 个特征元素。

对灰度图像作四级小波分解, 提取水平、垂直和对角 3 个方向上的小波分解系数及其相应的对数误差统计量作为图像特征向量 f 的组成元素, 得到 $4 \times 3 \times (n-1) \times 2$ 共计 72 个小波统计量。然而, 并非全部 72 个小波统计量都对隐藏信息比较敏感, 方差分析用于检验这 72 个小波统计量中哪些对不同的隐藏工具和不同的隐藏比率会有较为一致的或精确的影响。

3 方差分析和特征选择

方差分析的目的是检验并分析全部 72 个小波统计量对图像中隐藏信息的敏感程度。为了分辨出这些小波统计量在

信息隐藏分析中的作用, 使用方差分析方法去检验它们对不同的隐藏工具和不同的隐藏比率是否会产生显著性影响, 从而判断出哪些统计量对隐藏信息较为敏感。用方差分析对全部 72 个统计量进行检验, 选择出对隐藏信息更敏感的小波统计量作为图像的特征向量元素。

3.1 单因素方差分析

方差分析(ANalysis Of VAriance, 缩写为ANOVA)是统计学中常用的数据处理方法, 其目的通过分析找出对事物有显著性影响的因素。单因素方差分析方法讨论的是在只有一种实验条件下, 实验条件对实验结果是否会有显著影响, 目的是通过判断随机变量在只有一种处理因素条件下, 经过几种不同处理水平之后得到的处理均值是否是相等, 从而检验出实验方法对实验结果是否产生显著性影响^[5, 6]。其前提假设是: 各样本是相互独立的随机样本; 各样本来自正态分布总体且各总体方差相等等。设处理因素为 A , 共有 a 个处理水平 A_1, A_2, \dots, A_a , 表 1 是单因素方差分析的典型数据。

单因素方差分析检验步骤如下:

(1) 提出原假设 H_0 和备择假设 H_1

$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_a$, 各处理水平均值相等;

$H_1: \mu_i \neq \mu_j$, 至少有一对处理水平均值不等。

(2) 计算单因素条件 A 下偏差平方和 $SSTr =$

$\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^r (y_{ij} - \bar{y})^2$ 和误差平方和 $SSE = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^r (y_{ij} - y_i)^2$; 相应的自由度分别为 $df_{tr} = a - 1$ 和 $df_e = N - a$ 。

(3) 计算因素 A 的均方差 $MSTr = SSTr / df_{tr}$ 和误差均方差 $MSE = SSE / df_e$ 。

(4) 计算统计量 F , $F = MSTr / MSE$ 。

(5) 选定显著性水平 α , $F \geq F_\alpha$ 的概率是 $P\{F \geq F_\alpha\} = \alpha$ 。从 F 分布的临界值表中确定出检验临界值 F_α 。

(6) 方差分析。方差分析返回 p 值越低, F 值越高时, 拒绝零假设 H_0 , 支持备择假设 H_1 , 即至少有两种处理水平的均值不相等, 因素 A 的影响是显著的; 反之亦然。

表 1 单因素方差分析的典型数据

处理水平	次数					平均值	总平均值
	1	2	...	j	...		
A_1	y_{11}	y_{12}	...	y_{1j}	...	y_{1r}	$\bar{y} = \frac{1}{ar} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^r y_{ij}$ $= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^r y_{ij}$
A_2	y_{21}	y_{22}	...	y_{2j}	...	y_{2r}	
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots	
A_i	y_{i1}	y_{i2}	...	y_{ij}	...	y_{ir}	
...	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\ddots	\vdots	
A_a	y_{a1}	y_{a2}	...	y_{aj}	...	y_{ar}	

3.2 应用方差分析进行特征选择

由于图像是随机选择的, 经过多级小波分解后, 提取出的小波统计量可看作互相独立, 且其取值范围服从正态分布; 因此我们可以用单因素方差分析去检验这些小波统计量。单因素方差分析用于检验提取出的小波统计量对不同的隐藏算法或同一隐藏算法的不同隐藏比率是否产生显著性影响, 判断出小波统计量对于隐藏信息的敏感程度, 进而选择出对隐藏信息更为敏感的统计量作为图像的特征向量元素。基于单因素方差分析方法, 本文设计了两类实验, 其一, 应用不同的隐藏工具, 处理水平分别为宿主图像和用 Steghide, Hide4pgp, Stools 算法分别进行隐藏信息满嵌得到的 3 类隐藏图像; 其二, 应用一种隐藏工具嵌入不同比率的处理方式设计实验, 处理水平为最大嵌入量的 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8 和 1.0 的 6 类图像, 用 Hide4pgp 和 Steghide 分别进行实验。

例如, 给定显著性水平 $\alpha = 0.05$, 单因素方差分析结果表明任何 $p < 0.05$ 的检测结果都是显著的, 因此拒绝零假设 H_0 转而支持备择假设 H_1 。满足备择假设 H_1 的小波统计量被选作图像的特征值。

方差分析检验和分析结果表明, 在所提取出的全部小波统计量中, 只有一部分能够较好地反映出由于隐藏信息的嵌入所带来的图像统计特征变化。将方差分析所选取出的对隐藏信息较敏感的那些统计量作为图像特征向量元素, 应用基于核技巧的支撑向量机去训练和检测特征样本集, 检测率得到明显提高。

4 分类器

4.1 基于核技巧的支撑向量机

本文选择基于核技巧的支撑向量机去分类特征向量。定义高维特征空间 \mathcal{G} , 将原空间的样本数据经过非线性变换映射到高维空间, 核技巧试图在高维空间找到两类样本间线性可分的分界面^[7]。基于核技巧的 SVM 首先将训练样本的特征集映射到高维空间, 即特征空间 \mathcal{G} , 在这个高维特征空间, 线性 SVM 能得到应用。定义这个映射为: $\Phi: \mathcal{X}^N \rightarrow \mathcal{G}$, 为了利用特征空间的数据, 定义特征空间中两类向量的点积, 即所谓的核函数如下:

$$K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle \quad (7)$$

可根据实际情况选择不同类型的核函数, 本文的实验中, 选择径向基函数作为核函数 $K(x_i, x_j)$:

$$K(x_i, x_j) = \exp\{-\gamma |x_i - x_j|^2\} \quad (8)$$

4.2 算法步骤

步骤 1 在宿主图像中用不同的隐藏工具嵌入隐藏信息, 或用同一隐藏工具分别嵌入不同隐藏比率的隐藏信息, 得到相应的几组隐藏图像。

步骤 2 对隐藏图像和原始图像进行多级小波分解, 提取相应的小波统计量。

步骤 3 根据不同隐藏长度的隐藏图像计算出的小波统计量作为因素水平, 得到 72 个特征矩阵, 大小为 $6 \times n$; 根据宿主图像和对宿主图像应用不同隐藏工具得到的隐藏图像逐一进行小波分解, 将小波分解得到的统计量作为因素水平, 可以得到 72 个 $4 \times n$ 的特征矩阵。其中, n 为样本数。

步骤 4 用单因素方差分析去检验 72 个特征矩阵, 选择对隐藏信息较敏感的统计量作为图像特征值。

步骤 5 运用 SVM 去训练样本数据, 找到优化超平面; 再用 SVM 检测任何给定图像中是否嵌入有隐秘信息。

5 实验结果

选用 1000 个 RGB 原始图像^[8], 包括自然风景、人物肖像和室内照片。将其全部裁剪成 256×256 大小, 并将其变换成灰度图像。用 Steghide, Hide4pgp 隐藏算法嵌入不同长度比例(如最大嵌入量的 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0)的隐藏信息设计第 1 组实验; 又用 Steghide, Hide4pgp 和 Stools 算法对宿主图像实现满嵌设计第 2 组实验。为了避免单正交镜像滤波器(Quadrature Mirror Filters-QMFs)在相位上的偏移给实验结果带来不利影响, 本文选用 QMF9(一种对称正交镜像滤波器 Symmetric Quadrature Mirror Filters)对图像作小波分解。QMF9 核为 $[0.02807382 \quad -0.060944743 \quad -0.073386624 \quad 0.41472545 \quad 0.7973934 \quad \dots \quad 0.41472545 \quad -0.073386624 \quad -0.060944743 \quad 0.02807382]^T$ 。运用方差分析检验全部 72 个小波统计量, 选择图像特征值。

实验 1 单因素方差分析 本文用单因素方差分析去检验提取出的 72 小波统计量。用 100 灰度图像, 分别用 Steghide, Hide4pgp 和 Stools 工具嵌入最大嵌入量的隐藏信息。表 2 是单因素方差分析检验结果, 黑体部分为所选的特征量。选定显著性水平 0.05, $p < 0.05$ 被认为是对隐藏信息有显著影响的特征量。

类似地, 选择 100 幅灰度图像, 分别使用 Steghide 和 Hide4pgp 算法嵌入不同长度比例的隐藏信息(如最大嵌入量的 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0), 进行方差分析选择出合适的图像特征值。

实验 2 分类和检测结果 选用 SVM 作为分类器。选择径向基函数为 SVM 的核函数(Kernel-RBFSVM), 使用 LIBSVM^[9]提供的算法进行分类检测。在分类前, 全部训练样本被归一化使其能量为 1, 裁减尺度范围为 $[-1 \ 1]$ 。检测样本也做同样处理。全部 72 小波统计量用作特征向量, 实现隐藏信息的盲隐藏检测, 结果如表 3。

根据表 2 单因素方差分析, 选择 250 幅原始图像和 250 幅隐藏图像进行分类检测, 实验结果如表 4。

使用 Steghide 和 Hide4pgp 算法嵌入不同长度的隐藏信息(如最大嵌入量的 0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0), 用 250 幅原始图像和 250 幅隐藏图像进行分类检测, 实验结果如表 5。

显然, 与应用全部 72 个小波统计量作为图像特征向量元素的实验结果相比较, 方差分析方法可明显提高隐藏信息的盲检测率。

表 2 单因素方差分析结果

ANOVA	F	P	ANOVA	F	P	ANOVA	F	P	ANOVA	F	P
F1	5.14	0.0019	F19	1.35	0.2594	F37	0.63	0.5995	F55	2.54	0.0577
F2	8.05	0.0004	F20	2.38	0.0711	F38	1.06	0.3688	F56	0.33	0.8018
F3	0.56	0.6411	F21	1.18	0.3193	F39	1.18	0.3193	F56	1.4	0.2442
F4	2.66	0.0496	F22	3.59	0.0147	F40	0.61	0.6073	F58	7.19	0.0001
F5	2.36	0.0731	F23	0.75	0.5262	F41	2.89	0.0367	F59	2.06	0.0107
F6	2.7	0.0471	F24	1.24	0.2963	F42	2.31	0.0775	F60	0.6	0.6128
F7	1.33	0.2664	F25	2.58	0.0546	F43	1.35	0.2605	F61	0.7	0.5526
F8	1.16	0.3273	F26	3.97	0.0089	F44	0.71	0.55	F62	1.16	0.3252
F9	1.48	0.2212	F27	0.73	0.5353	F45	1.68	0.1734	F63	0.77	0.5118
F10	0.7	0.554	F28	1.84	0.1411	F46	7.33	0.0001	F64	0.08	0.9712
F11	1.84	0.1411	F29	0.72	0.5401	F47	1.65	0.1791	F65	0.5	0.6832
F12	0.2	0.896	F30	2.19	0.0904	F48	1.19	0.3156	F66	0.58	0.6286
F13	1.94	0.1251	F31	4.04	0.0081	F49	4.82	0.0029	F67	1.74	0.1609
F14	2.81	0.0409	F32	0.36	0.7813	F50	0.87	0.4558	F68	1.13	0.3377
F15	2.00	0.1159	F33	1.35	0.2592	F51	0.11	0.9549	F69	0.73	0.5332
F16	1.12	0.3434	F34	1.6	0.1907	F52	2.33	0.0758	F70	0.96	0.4126
F17	3.28	0.022	F35	0.99	0.397	F53	0.73	0.533	F71	1.94	0.1246
F18	2.26	0.0824	F36	0.44	0.726	F54	0.86	0.4653	F72	0.61	0.6073

表 3 不应用方差分析进行特征选择的分类结果

	Steghide	Hide4pgp	Stools
训练率	89%	87%	85%
检测率	73%	81%	72%

表 4 处理方法为用不同的隐藏算法的分类结果

	Steghide	Hide4pgp	Stools
训练率	91%	96%	86%
检测率	75%	83%	80%

表 5 处理方法为用同一种方法嵌入不同隐藏比例的检测结果

	Steghide		Hide4pgp	
	ANOVA 前	ANOVA 后	Before 前	After 后
训练率	89%	96%	87%	78%
检测率	82%	92%	81%	90%

6 结束语

图像信息隐藏分析技术是隐蔽通信技术领域中极具挑战性的课题。建立高阶统计模型, 捕获原始图像和隐藏图像之间的统计差异, 提取出高阶小波统计量, 用以检测图像中是否存在隐藏信息。然而, 并不是所有的这些高阶小波统计量都能够很好地反映由于隐藏信息的嵌入而带来的图像质量的下降, 方差分析用于检验哪些小波统计量对隐藏信息更为敏感。方差分析结果表明, 那些具有更高 F 值(更低 p 值)的统计量对隐藏信息具有较为显著的影响, 从而被选作图像特征向量元素。以径向基函数为核函数的支撑向量机用于训练样本数据, 分类样本特征找到优化超平面; 根据优化超平面检测任意一幅图像中是否含有隐藏信息。实验表明, 应用方差分析选择出的图像特征统计量具有更好的分类性能, 基于方差分析的高阶统计模型能有效地提高信息隐藏分析的盲检测效率。

参考文献

- [1] Fridrich J, Goljan M, and Hoge D. Attacking the outguess. Proc. of the ACM Workshop on Multimedia and Security, Juan-les-Pins, France, ACM Press, 2002: 3-6.
- [2] Fridrich J, Goljan M, and Hoge D. Steganalysis of JPEG images: Breaking the F5 algorithm. 5th Information Hiding Workshop, Noordwijkerhout, Netherlands, Springer Verlag, 2002: 310-323.
- [3] Farid H and Lyu S. Higher-order wavelet statistics and their application to digital forensics. IEEE Workshop on Statistical Analysis in Computer Vision (in conjunction with CVPR), Madison, Wisconsin, 2003: 5-9.
- [4] Tzschoppe R, Bauml R, Huber J B, and Kaup A. Steganographic system based on higher-order statistics. Proc. of SPIE and IS&T. Imaging, Security Watermarking Multimedia Contents V, Santa Clara, CA, 2003: 156-166.
- [5] Avci I, Sankur B, and Sayood K. Statistical analysis of image quality measures. *Journal of Electronic Imaging*, 2002, 11(2): 206-223.
- [6] Devore J and Peck R. Statistics-The Exploration and Analysis of Data. 5th Edition. CA, USA: Duxbury/Thomson Learning, 2005, Chap15.
- [7] Scholkopf B, Mika S, and Burges C JC, et al. Input space versus feature space in kernel-based method. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(5): 1000-1017.
- [8] Philip G. Adding images to your site. <http://philip.greenspun.com>
- [9] Chang C and Lin C. LIBSVM-a library for support vector machines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>

詹双环: 女, 1971年生, 博士生, 研究方向为模式识别和数字图像的信息隐藏分析。

张鸿宾: 男, 1944年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为模式识别、图像处理和计算机视觉等。