

文章编号:1001-9081(2009)09-2344-04

基于 DCT 系数多方向相关性的信息隐藏盲检测方法

王 勇,刘九芬,张卫明

(信息工程大学 信息工程学院,郑州 450002)

(creasyneec@hotmail.com)

摘 要:给出了一种 JPEG 域基于离散余弦变换(DCT)系数多方向相关性的图像信息隐藏盲检测方法。首先利用 DCT 系数多方向相关性构造差值邻相关矩阵,然后利用此矩阵提取 48 维特征向量,最后使用支持向量机(SVM)区分载体、载密图像。该方法应用于 6 种典型的 JPEG 图像隐写算法,实验结果表明,该方法对这些隐写算法都能够进行比较可靠的检测。

关键词:信息隐藏;盲检测;差值邻相关矩阵;支持向量机

中图分类号: TP309 **文献标志码:** A

Blind image steganalysis based on multi-directional correlation of DCT coefficient

WANG Yong, LIU Jiu-fen, ZHANG Wei-ming

(Institute of Information Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450002, China)

Abstract: A blind steganalysis method based on multi-orientation correlation of Discrete Cosine Transform (DCT) coefficient was presented. This method first applied multi-directional correlation of DCT coefficient to construct difference neighboring correlation matrix, then extracted 48 dimensional features for each image, finally Support Vector Machine (SVM) was used to classify the cover and stego images. A series of experiments were performed on 6 kinds of typical steganography of different embedding ratio. The results show that this method can make a reliable blind detection for these typical steganographic schemes.

Key words: information hiding; blind detection; difference neighboring correlation matrix; Support Vector Machine (SVM)

0 引言

信息隐藏是集多学科理论与技术于一身的新兴技术领域,它是使用某种隐写算法把秘密信息隐藏到载体中,从而得到隐秘载体的过程。信息隐藏通用盲检测是在隐写算法未知的情况下对可疑对象进行检测,判断其是否含有隐藏信息的一种技术。由于盲检测技术可以不考虑具体的隐写算法,具有一定的泛化能力,因此具有较强的现实意义。

盲检测一般先提取对消息嵌入敏感而对图像内容不敏感的统计特征量,而后使用分类器区分载体载密图像。JPEG 图像是网络上最为流行的图片格式,具有压缩比大、分辨率高、传输方便等特点。利用 JPEG 图像进行隐写具有较强的鲁棒性,因此 JPEG 图像很可能被某些机构和组织用来传递秘密消息,所以对于 JPEG 图像的隐写分析便显得尤为重要。JPEG 域上的隐写算法主要有: F5、OutGuess、MB1、MB2、Jsteg(连续嵌入、随机嵌入)、StegHide、JPHide 和 YASS 等几种。目前针对 JPEG 图像的盲检测工作主要有: Fraid 等人^[1-2]的基于小波系数高阶统计量的方法,该方法首先对图像进行小波变换,然后在低频子带上计算小波系数直方图概率密度矩作为特征向量,最后区分载体载密图像; Xuan 等人^[3-5]的基于共生矩阵的方法,该方法首先对量化后的离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)系数重新排序得到新的矩阵,然后计算排序后新矩阵的共生矩阵,提取共生矩阵的元素

作为特征向量,最后区分载体载密图像; Harmsen 等人^[6]和 Xuan 等人^[7]的基于直方图特征函数矩的方法,该方法首先计算图像直方图或小波子带系数直方图的特征函数,然后提取特征函数矩作为特征向量,最后区分载体载密图像。

共生矩阵通过对矩阵元素进行统计,较好地反映了矩阵二阶统计特性,所以被广泛地用于盲检测特征提取^[3-4]。但是如图 1 所示,共生矩阵每次只是考虑矩阵元素一个方向上的相关性,不能同时反映矩阵元素其他方向上的相关性。受此启发,本文利用矩阵元素多方向相关性构造了一种新的特征矩阵,然后利用此矩阵提取能反映 DCT 系数多方向相关性的特征向量,最后使用新的特征向量结合裁剪图像的方法给出了一种 JPEG 域信息隐藏盲检测方法。

1 特征提取

1.1 基于共生矩阵的特征提取

共生矩阵是一种通过对矩阵元素的统计来描述矩阵相关特征的矩阵。如图 1 所示,共生矩阵描述了矩阵内部在角度 θ 方向上相距为 r 的两个元素,出现为 (i, j) 的概率 $p_{ij}(r, \theta)$ 。 $p_{ij}(r, \theta)$ 可以通过下式进行计算:

$$p_{ij}(r, \theta) = p \left(\begin{matrix} I_{x_1, y_1} = i, I_{x_2, y_2} = j \\ \begin{matrix} x_2 = x_1 + r \cos \theta \\ y_2 = y_1 + r \sin \theta \end{matrix} \end{matrix} \right) \quad (1)$$

当矩阵元素取值范围为 $[0, N-1]$ 时,共生矩阵大小为

收稿日期:2009-03-12;修回日期:2009-04-20。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60803155);国家 863 计划项目(2007AA01Z477)。

作者简介:王勇(1983-),男,福建顺昌人,硕士研究生,主要研究方向:信息隐藏;刘九芬(1963-),女,河南温县人,副教授,主要研究方向:信息隐藏;张卫明(1974-),男,安徽邓州人,讲师,主要研究方向:信息隐藏。

$N \times N$ 。对于 JPEG 图像,文献[3]首先将量化后的 DCT 系数分成若干个 8×8 的小块,按照 ZigZag 顺序将每个 8×8 小块的量化后的 DCT 系数展为一维向量,记为 $V_i(0,1,\dots,63)$, i 为 8×8 小块序号。对每个 V_i 的低频系数 $(1,2,\dots,20)$ 计算对应的共生矩阵 G_i ,最后计算全局共生矩阵 $G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n G_i$ 。文献[3]选取 G 主对角线以上 120 个元素作为特征向量。

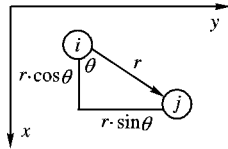


图 1 共生矩阵获取相关信息

文献[3]提取共生矩阵中部分元素作为图像盲检测特征量,实际上是通过共生矩阵来度量图像在秘密消息嵌入前后二阶统计特征的变化情况,区分载体载密图像。但上述特征提取方法有两个不足:1)仅从一个方向考虑了量化后的 DCT 系数的相关性,无法同时描述量化后的 DCT 系数多个方向的相关性;2)仅考虑量化后的 DCT 系数小块内部的关系。

1.2 基于 DCT 系数多方向相关性的特征量提取

与共生矩阵每次只是考虑元素一个方向的相关性不同,我们构造能够反映矩阵元素多方向相关性的特征矩阵。设矩阵 M 高为 h , 宽为 w , 矩阵元素取值范围为 $[1, N]$ 。任取矩阵元素 a (a 不在矩阵的边界上), 设在元素 a 为中心点的 8 阶邻域中, 与 a 相邻的相关元素为 b_i (图 2)。

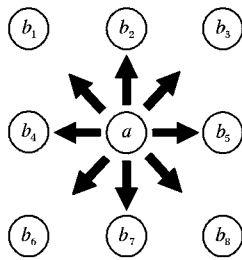


图 2 差值彼邻相关矩阵获取相关信息

定义函数 $\delta(m, n)$:

$$\delta(m, n) = \begin{cases} 1, & m = n \\ 0, & m \neq n \end{cases} \quad (2)$$

设矩阵元素 a 与彼邻相关元素 b_i 差值绝对值为 k ($0 \leq k \leq N - 1$), 则 $\sum_{i=1}^8 \delta(|a - b_i|, k)$ 表示 8 阶邻域中, 差值绝对值出现为 k 的次数, 不妨设为 l 。 $l = 0$ 表示 8 阶邻域中 a 与 b_i 的差值绝对值等于 k 的概率为 0, 即邻域中差值绝对值为 k 的情况一次都不出现, 对于这种情况我们不予考虑, 所以 l 的取值范围为 $[1, 8]$ 。

遍历矩阵 M 中所有非边界上的矩阵元素 a , 设 a 与 b_i 差值绝对值 k 出现 l 次的概率为 $p(k, l)$, 则 $p(k, l)$ 的值可以通过下式进行计算:

$$p(k, l) = \frac{\sum_{r=1}^w \sum_{s=1}^h \delta(\sum_{i=1}^8 \delta(|a - b_i|, k), l)}{(w-1)(h-1) \times 8}; \quad 0 \leq k \leq N - 1, 1 \leq l \leq 8 \quad (3)$$

将 $p(k, l)$ 作为新矩阵 (k, l) 位置上元素, 遍历所有的 k 与 l , 则可以得到一个大小为 $N \times 8$ 的概率矩阵, 我们称这样构造出来的矩阵为差值彼邻相关矩阵。如图 2 所示, 差值彼邻相关矩阵描述了矩阵元素多个方向的相关性, 包含了更加丰富的

矩阵元素相关信息。实际上, 要完全地考虑中心元素和其相邻像素点的相关信息(以 8 阶邻域为例), 需要建立一个 N^8 大小的数组, 因而计算复杂度很高。为此我们采取统计邻域差值出现个数的方法, 舍弃了一定的信息, 计算复杂度相对较低。

为了表述方便, 我们用 $f(M)$ 表示对矩阵 M 计算差值彼邻相关矩阵, 得到的特征矩阵用 H 表示。下面使用差值彼邻相关矩阵分别提取 JPEG 图像块内特征矩阵 H_{intra} 和块间特征矩阵 H_{inter} 。

1) JPEG 图像块内特征提取。对于 JPEG 图像, 首先分为 8×8 小块, 记每一个量化后的 DCT 系数小块为 M_i , ($i = 1, 2, \dots, N$), N 为量化后的 DCT 系数 8×8 小块的个数。由于量化后的 DCT 系数的能量主要集中于 M_i 矩阵的低频分量, 且大多数隐写算法对 DC 系数都不作处理, 因此我们仅对 M_i 低频分量中的 AC 系数, 即 M_i 矩阵反对角线以上的 27 个 AC 系数进行处理。同时, 由于文献[3]指出 M_i 中 96.59% 以上的 AC 系数都取值于 $[-7, 7]$, 因此我们仅对在此取值范围中的 AC 系数进行统计。在上述条件下, 分别计算 M_i 对应的差值彼邻相关矩阵 $f(M_i)$, 令 $H_{intra} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(M_i)$, 可以看出, H_{intra} 为一个 15×8 的矩阵。

2) JPEG 图像块间特征提取。首先把 JPEG 图像分为 8×8 小块, 然后按照 1) 中选取的 27 个 AC 系数位置分别按行按列扫描量化后的 DCT 系数, 得到 27 个 DCT 块间新矩阵 $M_{(i,j)}$, ($i < j, i^2 + j^2 \neq 0, i, j = 0, 1, \dots, 7$)。类似地, 我们仅对 $M_{(i,j)}$ 中取值于 $[-7, 7]$ 的元素进行统计。对 $M_{(i,j)}$ 分别计算差值彼邻相关矩阵 $f(M_{(i,j)})$, 令 $H_{inter} = \frac{1}{27} \sum f(M_{(i,j)})$, 可以看出, H_{inter} 也为一个 15×8 的矩阵。

下面通过实验说明特征矩阵 H_{inter} 、 H_{intra} 有无区别载体载密图像的能力, 即能否作为通用盲检测特征。由于篇幅所限, 我们选取 $H_{inter}(1, 6)$ 一个位置进行说明。图 3 描述了 1000 幅 JPEG 灰度图像, 使用 F5 隐写算法嵌入 4 K 秘密消息前后 $H_{inter}(1, 6)$ 值的变化情况。

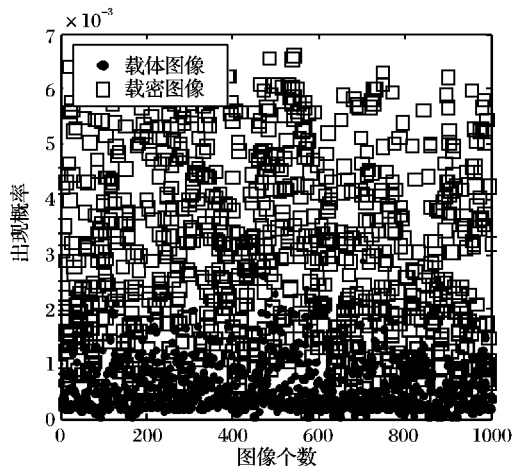


图 3 F5 载体载密图像 $H_{inter}(1, 6)$ 比较

从图 3 可以看出秘密消息嵌入后图像 $H_{inter}(1, 6)$ 值大部分变小, 即与中心像素点差值为 1 的彼邻像素点出现 6 次的概率变小了, 这是因为使用 F5 隐写算法进行秘密消息嵌入, 破坏了图像量化后的 DCT 系数和其彼邻点的相关性而造成的。大量的实验结果表明: 对于 H_{inter} 中的其他点以及块内特征 H_{intra} 中的点也存在类似的变化规律。总体变化规律可总结如下: 使用 F5 隐写算法嵌入秘密消息后, 与中心系数点差值固

定的彼邻系数点出现多次的概率变小,而出现较少次数的概率变大,即差值彼邻相关矩阵的能量由右向左转移。

我们对 OutGuess, MB1, MB2, JSteg (连续嵌入、随机嵌入), StegHide 也进行了相同的实验,实验结果表明对这 5 种隐写算法也有类似的结论。由此可见,秘密消息嵌入后 H_{inter} 、 H_{intra} 中元素变化明显,可以作为通用盲检测特征。

注意到图 3 中部分载体 $H_{inter}(1,6)$ 的值与载密图像 $H_{inter}(1,6)$ 的值有重叠的部分,这是因为由于图像特征的差异,不同 JPEG 载体图像的特征会存在一定的差别,致使隐藏相同长度秘密消息后特征仍然存在偏差。为尽可能减小此偏差,更有效地反映秘密消息嵌入后对图像统计特征的影响,本文用文献[8]使用裁剪图像的方法还原载体量化后的 DCT 系数统计特性。设待检测图像为 J ,裁剪处理后的图像为 \hat{J} ,令 $\bar{H}_j = |f(J) - f(\hat{J})|$ 为新的图像特征。若检测图像为载体图像 J_c ,则有 $f(J_c) \approx f(\hat{J}_c)$,两者差值较小,而对载密图像 J_s , $f(J_s) \neq f(\hat{J}_s)$,且两者差值较大,所以 $|\bar{H}_{J_s}| > |\bar{H}_{J_c}|$,使用裁剪图像的方法能减小不同载体间的统计特征差异,有利于我们进行检测。

图 4 描述了载体载密图像特征 $\bar{H}_{inter}(1,6)$ 的分布情况,可以看出使用裁剪图像的方法有效地减小了载体图像之间统计特征的差异。令 $H = (\bar{H}_{intra}, \bar{H}_{inter})$,则 H 为一个 30×16 的矩阵,由于 H 的能量主要集中于矩阵的上半部分,且考虑到算法的计算复杂度问题,我们提取 H 的前三行,即差值为 0,1,2 的矩阵元素,组成 48 维特征向量 \bar{H} 。

上述特征提取方法同时考虑了多个方向元素的相关性,并且也考虑了量化后的 DCT 系数块内、块间的相关性,所以此方法可以很好地弥补文献[3]方法的两个缺点。

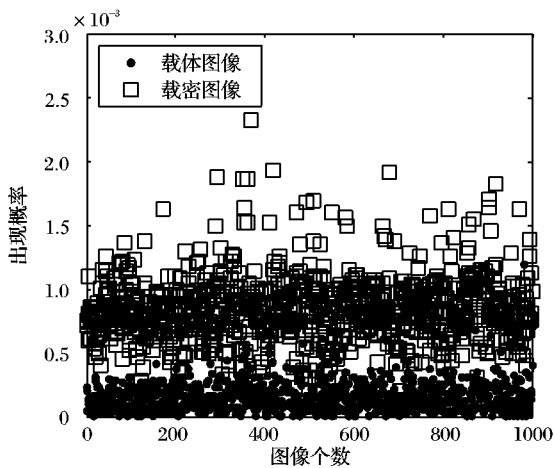


图 4 F5 载体载密图像 $\bar{H}_{inter}(1,6)$ 比较

1.3 特征向量性能比较

方差分析^[11]通过研究不同因子变异对总变异的贡献大小,从而确定不同因子对研究结果的影响。记 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_k\}$ 为各个样本组集合,对第 j 个特征量,有样本特征 $A_{ij} = \{a_{i1j}, a_{i2j}, a_{i3j}, \dots, a_{inj}\}$ 。

令

$$MS_{j\text{组间}} = \sum_{i=1}^k \frac{n_i(\bar{a}_{ij} - \bar{a}_j)^2}{k-1} \tag{4}$$

$$MS_{j\text{组内}} = \sum_{i=1}^k \sum_{m=1}^{n_i} \frac{(a_{imj} - \bar{a}_{ij})^2}{N-K}$$

其中: $\bar{a}_{ij} = \frac{1}{n_j} \sum_{m=1}^{n_j} a_{imj}$, $\bar{a}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k \sum_{m=1}^{n_j} a_{imj}$, N 为元素总个数。

$MS_{j\text{组间}}$ 为因子平方和,反映了第 j 个特征组间差异, $MS_{j\text{组内}}$ 为误差项平方和,反映了第 j 个特征组内差异。令 $F_j = MS_{j\text{组间}}/MS_{j\text{组内}}$,则 F_j 可以作为集合 A 上第 j 个特征“组间分散,组内聚合”的程度,因此可将 F 值作为统计特征区分能力大小的度量。

我们使用方差分析对文献[3]和本文提出的特征向量进行分析(分别记为 f_1 和 f_2),比较它们对 F5、OutGuess、MB1、MB2、JSteg(连续嵌入、随机嵌入)、StegHide 6 种隐写算法秘密消息嵌入的敏感程度。首先对 1000 幅 JPEG 灰度图像,使用 F5 隐写算法嵌入 4 K 的秘密消息,分别提取载体和载密图像的统计特征 f_1 和 f_2 ,然后使用方差分析法分别计算 F 值。图 5 描述了特征 f_1 的 F 值与特征 f_2 的 F 值的变化情况。从图 5 可以看出,特征 f_2 的 F 值大于特征 f_1 的 F 值。

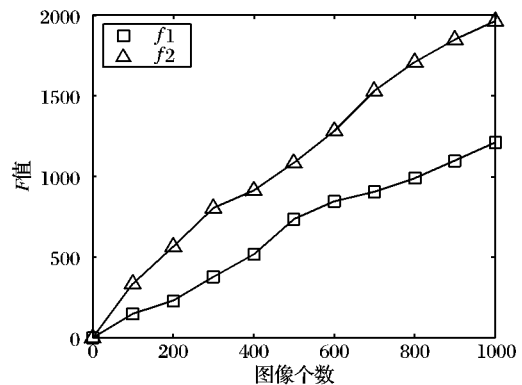


图 5 相同嵌入率 F 值比较

此外我们对这 1000 幅图像使用 F5 隐写算法进行不同嵌入率的嵌入,同样地计算特征 f_1 和特征 f_2 的 F 值。图 6 描述了特征 f_1 的 F 值与特征 f_2 的 F 值的变化情况。从图 6 可以看出,特征 f_2 的 F 值在各个嵌入率条件下均大于特征 f_1 的 F 值,且随着嵌入率的增大而增大。由此可以说明我们提出的特征 f_2 对 F5 隐写算法区分能力优于文献[3]提出的特征 f_1 。对 OutGuess、MB1、MB2、JSteg(连续嵌入、随机嵌入)、StegHide 隐写算法也有类似结论。

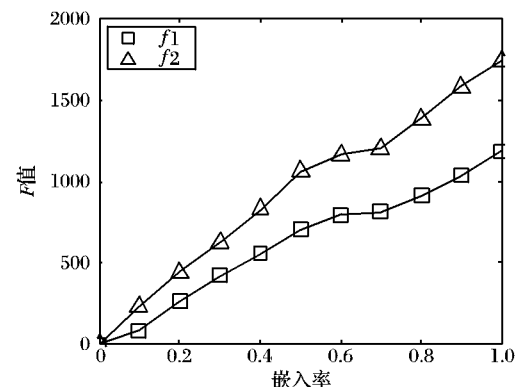


图 6 不同嵌入率 F 值比较

2 检测算法和实验结果

2.1 检测算法

综合以上分析,本文提出检测算法如下:

- 1) 对待检测图像 J 进行裁剪,得到近似于载体量化后的 DCT 系数统计特性的图像 \hat{J} 。
- 2) 对 J, \hat{J} 分别计算 JPEG 图像块内特征 $f_{intra}(J), f_{intra}(\hat{J})$ 和块间特征 $f_{inter}(J), f_{inter}(\hat{J})$ 。

3) 计算 $\bar{H}_{intra} = |f_{intra}(J) - f_{intra}(\hat{J})|$, $\bar{H}_{inter} = |f_{inter}(J) - f_{inter}(\hat{J})|$, 组成 $H = (\bar{H}_{intra}, \bar{H}_{inter})$, 选取 H 的前三行组成 48 维检测特征向量 \bar{H} 。

4) 使用支持向量机^[9] 进行分类, 区分载体载密图像。

2.2 实验结果

实验使用 NRCS 图像库^[12], 随机选取 1096 幅 TIF 图像, 根据图像尺寸分别裁剪为 768 × 512 或 512 × 768 大小, 然后使用质量因子为 75 的量化矩阵进行压缩, 最后保存为 JPEG 灰度图像作为载体。分别使用 F5、OutGuess、MB1、MB2、JSteg (连续嵌入、随机嵌入)、StegHide 算法嵌入秘密消息, 嵌入量分别为 1 K, 2 K, 4 K。随机选取 896 幅图像作为训练图像, 剩下 200 幅图像作为测试图像, 使用支持向量机进行分类, 选用径向基函数作为核函数, 参数 C 和 $gamma$ 由支持向量机自带

的 grid.py 函数选定。表 1 给出了文献[2-3,10]方法和本文方法在 3 种嵌入率条件下分别得到的检测率, 其中: tn (true negative) 表示正确识别载体图像的概率, tp (true positive) 表示正确识别载密图像的概率, t 表示综合检测率 ($t = (tp + tn)/2$)。通过表 1 中数据可以看出, 文献[3]基于共生矩阵的方法明显优于文献[2,10]的方法, 而本文方法对载密图像的检测率高于文献[3]的方法, 载体图像检测率大部分高于文献[3]方法, 小部分与其相当。总体而言, 本文方法综合检测能力优于文献[3]的基于共生矩阵的方法。究其原因, 本文方法考虑了量化后 DCT 系数块内、块间多个方向的系数相关性, 其特征区分能力高于基于共生矩阵提取的特征向量。另外, 本文方法对 Jsteg(连续嵌入、随机嵌入)、StegHide 也具有较好的检测效果。

表 1 对隐写算法的检测率比较

隐写算法	嵌入秘密消息大小/KB	文献[2]方法			文献[10]方法			文献[3]方法			本文方法		
		tn/%	tp/%	t/%	tn/%	tp/%	t/%	tn/%	tp/%	t/%	tn/%	tp/%	t/%
F5	1	51	54	53	76	72	74	78	68	73	100	99	100
	2	56	56	56	86	87	87	84	85	85	100	99	100
	4	68	53	60	94	98	96	97	98	98	100	100	100
OutGuess	1	58	38	48	91	87	89	98	98	98	100	99	100
	2	61	39	50	97	96	97	100	100	100	100	99	100
	4	59	48	54	98	97	98	100	100	100	100	100	100
MB1	1	48	55	52	66	65	66	90	84	87	95	95	95
	2	52	53	53	88	83	86	98	88	93	100	98	99
	4	53	58	55	91	88	90	99	99	99	100	99	99
MB2	1	55	47	51	64	61	62	89	82	86	100	98	99
	2	49	58	53	76	77	76	98	92	95	100	99	100
	4	59	52	55	88	80	84	100	99	99	100	99	100
Jsteg sequential	1	—	—	—	—	—	—	—	—	—	97	86	92
	2	—	—	—	—	—	—	—	—	—	99	93	95
	4	—	—	—	—	—	—	—	—	—	97	96	97
Jsteg random	1	—	—	—	—	—	—	—	—	—	98	88	93
	2	—	—	—	—	—	—	—	—	—	100	95	98
	4	—	—	—	—	—	—	—	—	—	100	96	98
StegHide	1	—	—	—	—	—	—	—	—	—	100	99	100
	2	—	—	—	—	—	—	—	—	—	100	100	100
	4	—	—	—	—	—	—	—	—	—	100	100	100

3 结语

本文首先构造出能反映矩阵元素多方向相关性的特征矩阵: 差值邻相关矩阵, 然后使用差值邻相关矩阵提取 48 维反映 DCT 系数多方向相关性的特征向量。文中采用方差分析构造度量特征向量区分能力的统计量, 通过实验说明: 对 F5、OutGuess、MB1、MB2、JSteg (连续嵌入、随机嵌入)、StegHide 六种典型的 JPEG 图像隐写算法, 基于 DCT 系数多方向相关性的特征向量优于文献[3]基于共生矩阵的特征向量。最后本文提出了一种基于 DCT 系数多方向相关性的信息隐藏盲检测方法, 实验表明: 对 F5、OutGuess、MB1、MB2 四种隐写算法, 此方法能较好地地区分载体载密图像, 综合检测准确性高于文献[2-3,10]。另外, 本文方法对 Jsteg(连续嵌入、随机嵌入)、StegHide 也具有较好的检测效果。

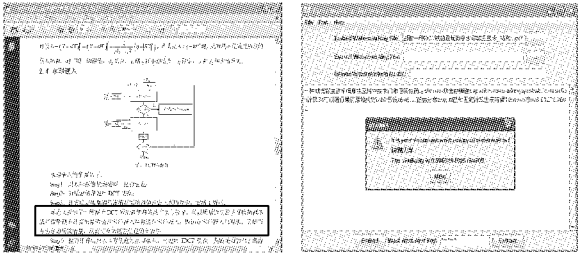
本文方法有以下特点: 1) 同时考虑量化后的 DCT 系数多个方向的相关性, 特征敏感度较高。2) 同时考虑量化后的 DCT 系数 8 × 8 小块块内、块间系数相关性, 充分利用了量化后的 DCT 系数之间的相关信息。

参考文献:

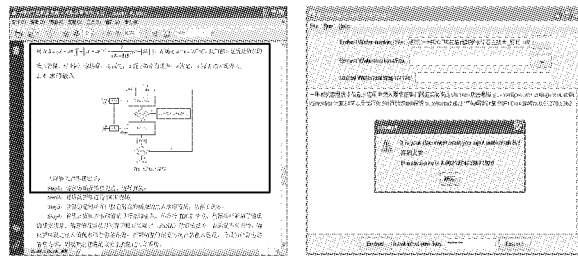
- [1] FARID H. Detecting hidden messages using higher-order statistical models [C] // Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2002: 905-908.
- [2] LYU S, FARID H. Steganalysis using higher-order image statistics [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2006, 1(1): 111-119.
- [3] XUAN GUO-RONG, SHI YUN-QING, HUANG CONG, et al. Steganalysis using high-dimensional features derived from co-occurrence matrix and class-wise non-principal components analysis [C] // Proceedings of the 2006 IEEE International Workshop on Digital Watermarking, LNCS 4283. Berlin: Springer, 2006: 49-60.
- [4] 黄聪, 宣国荣, 高建炯, 等. 基于 DCT 域共生矩阵的 JPEG 图像隐写分析 [J]. 计算机应用, 2006, 26(12): 2863-2865.
- [5] 童学锋, 滕建忠, 宣国荣, 等. 基于马尔可夫模型的 JPEG 图像隐写分析 [J]. 计算机工程, 2008, 34(23): 217-219.

3.3 剪切

对原文的“可设”行到“Step2”行之间的所有文字和图片信息进行了剪切,如图 5(a)所示。图 5(b)为提取水印的结果图。剪切攻击之后提取到了水印信息,且相似度大约为 0.902,大于我们预先设置的相似度阈值 0.90。实验结果证明本文算法的抗剪切攻击能力强。



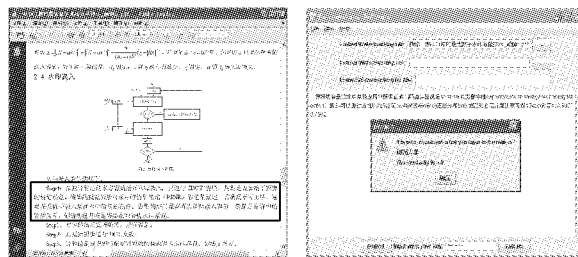
(a) 原始文档中粘贴内容 (b) 原文档中粘贴内容之后提取水印
图 4 原始文档中粘贴内容和提取水印



(a) 原文档上剪切内容 (b) 原文档剪切内容之后提取水印
图 5 原文档上剪切内容和提取水印

3.4 颠倒内容

把原文的“Step4”自然段提前到了“Step1”自然段之前,如图 6(a)所示。图 6(b)为颠倒攻击之后提取水印信息的过程。颠倒攻击之后提取到了水印信息,且相似度为 1.0。颠倒的内容中的分词也许不属于阈值范围内的分词,或该分词在所颠倒的内容之前已出现,所以对待检文档的特征没有任何的影响。从实验结果看出,本算法对文档内容顺序的颠倒的攻击的鲁棒性强。



(a) 原文档上颠倒内容 (b) 原文档颠倒内容之后提取水印
图 6 原文档上颠倒内容和提取水印

4 结语

针对现有文本水印算法存在的不足,结合文本特征提取技术和零水印技术思想,提出了一种基于文本特征的文本水印算法。采用计算词频来抽取文本特征,并将文本特征、水印和密钥存入于 IPR 信息库中,作为数据版权的凭证。提取水印时必须提供密钥,有效地保证了用户密钥的安全性。该算法由于实现了对常用和无格式文档内容的解析功能,所以不是针对单一格式或纯文本的文档。该算法是基于文本内容,所以对格式转换攻击的鲁棒性比较强。实验结果证明,基于文本特征的文本水印算法的鲁棒性强,能抵抗常用文本攻击,并有效地解决了不可见性与鲁棒性之间存在的矛盾。

参考文献:

[1] BRASSIL J T, LOW S, MAXEMCHUK N F. Copyright protection for the electronic distribution of text documents [J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(7): 1181 - 1196.

[2] ATALLAH M J, RASKIN V, HEMPELMANN C F, et al. Natural language watermarking and tamperproofing [C]// Proceedings of the 5th International Workshop on Information Hiding. London: Springer-Verlag, 2002: 196 - 212.

[3] ATALLAH M J, RASKIN V, CROGAN M, et al. Natural language watermarking: Design, analysis, and a proof-of-concept implementation [C]// Proceedings of the 4th Information Hiding Workshop. Pittsburgh, PA: [s. n.], 2001: 185 - 199.

[4] 温泉, 孙铎锋, 王树勋. 零水印的概念与应用[J]. 电子学报, 2003, 31(2): 214 - 216.

[5] 苏金树, 张博锋, 徐昕. 基于机器学习的文本分类技术研究进展[J]. 软件学报, 2006, 17(9): 1848 - 1859.

[6] SEBASTIANI F. Machine learning in automated text categorization [J]. ACM Computing Surveys, 2002, 34(1): 1 - 47.

[7] LEWIS D D. Feature selection and feature extraction for text categorization [C]// Proceedings of the Workshop on Speech and Natural Language. New York: [s. n.], 1992: 212 - 217.

[8] 马玉春, 宋涛瀚. Web 中中文文本分词技术研究[J]. 计算机应用, 2004, 24(4): 134 - 136.

[9] 吴胜远. 一种汉语分词方法[J]. 计算机研究与发展, 1996, 33(4): 306 - 311.

[10] MONGE A E, ELKAN C P. The field-matching problem: algorithm and applications [C]// Proceedings of the 2th Internet Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Menlo Park, CA, AAAI Press, 1996: 267 - 270.

[11] NAVARRO G. A guided tour to approximate string matching [J]. ACM Computing Surveys, 2001, 33(1): 31 - 88.

(上接第 2347 页)

[6] HARMSEN J J, PEARLMAN W A. Steganalysis of additive noise modelable information hiding [C]// Proceedings of SPIE: Watermarking Multimedia Contents. New York: [s. n.], 2003: 131 - 142.

[7] XUAN GUO-RONG, SHI YUN-QING, GAO JIAN-JIONG, et al. Steganalysis based on multiple features formed by statistical moments of wavelet characteristic functions [C]// Proceedings of the 7th International Information Hiding Workshop, LNCS 3727. Berlin: Springer, 2005: 262 - 277.

[8] FRIDRICH J, GOLJAN M, HOGEA D. Steganalysis of JPEG image: Breaking the F5 algorithm[C]// Proceedings of the 5th International Workshop on Information Hiding, LNCS 2578. Berlin: Springer, 2002: 310 - 323.

[9] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM[EB/OL]. (2008 - 10 - 30) [2009 - 01 - 05]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/Hlibsvm/>.

[10] FRIDRICH J. Feature-based steganalysis for JPEG images and its implications for future design of steganographic schemes [C]// Proceedings of the 6th Information Hiding Workshop, LNCS 3200. Berlin: Springer, 2004: 67 - 81.

[11] RENCHER A C. Methods of multivariate analysis [M]. New York: John Wiley, 2002.

[12] United States Department of Agriculture. NRCS photo gallery [EB/OL]. [2009 - 01 - 10]. <http://photogallery.TrnrcT.usda.gov/>.