

引用格式:雷 雨. 不同扫描方式在联合图像专家小组隐写分析方法中的应用[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(13): 272—276

Lei Yu. Application of different scanning patterns in joint photographic experts group steganalysis[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(13): 272—276

自动化技术、计算机技术

不同扫描方式在联合图像专家小组隐写分析方法中的应用

雷 雨

(武警工程大学电子技术系, 西安 710086)

摘 要 目前绝大部分联合图像专家小组(joint photographic experts group, JPEG)隐写方法都是通过改变 DCT 系数值来实现秘密信息嵌入;这种嵌入方式必然会对 DCT 系数的相关性造成影响,在隐写分析时挖掘 DCT 系数相关性很有必要。共生矩阵是挖掘 DCT 系数相关性的常用工具,利用该工具在提取特征前需要先对系数进行扫描。现有主流 JPEG 隐写分析方法主要采用行扫描或列扫描,对其他扫描方式研究较少,没有充分挖掘 DCT 系数相关性。针对这个问题,在研究不同扫描方式后,提出了一种新的 JPEG 隐写分析方法;该方法首先分析了不同扫描方式对 DCT 系数的块间和块内相关性的影响,然后使用多种高阶共生矩阵提取 DCT 系数在不同方向和距离上的相关性作为特征。针对 4 种隐写方法 11 种嵌入率的实验表明,与同类型的低维特征方法相比,该方法的检测正确率有明显提升;与同类型的高维特征方法相比,在不明显降低检测正确率的情况下,能使得特征维数得到有效控制,综合性能有一定提升。

关键词 隐写分析 JPEG 压缩域 相关性 共生矩阵

中图法分类号 TP309.9;

文献标志码 A

隐写分析作为一种检测隐写行为的重要手段,近年来受到广泛关注。在众多的隐写载体中, JPEG (joint photographic experts group) 图像是应用最为广泛的格式之一。以 JPEG 图像为载体的隐写方法也是越来越多;因此 JPEG 隐写分析的研究就显得很有必要了。

目前,大部分 JPEG 隐写方法都是通过对 DCT 系数的改变来实现信息嵌入的,直接在 DCT 域上提取特征可以取得有效的检测结果。文献[1]从 DCT 域上提取特征 PEV(274 维),对多种 JPEG 隐写方法实现了有效检测。文献[2]对文献[1]中的切割重压校准技术进行了研究,将原始图像特征和校准图像特征的笛卡尔积作为最终特征,得到特征 CC-PEV(548 维)。文献[3]提出了基于 STC(syndrome trellis codes)的信息隐藏框架,该框架定义了失真代价函数的一般形式,并保证在嵌入秘密信息时最小化失真值。STC 的出现使得设计基于图像内容自适应的隐写方法变得非常方便,相继出现了多种失真代价函数设计方法,如 HUGO、WOW、UNIWARD、

HILL^[4-8],和基于整数小波及马尔科夫链设计的失真代价函数^[9]。这些方法在隐写时能最大化地保持图像统计特性不变,使得 PEV、CC-PEV 特征在检测时很难有效。文献[10]针对 HUGO 提出了一种高维特征分析方法;指出 HUGO 能大致保持图像相邻 4 个像素在 4 个不同方向上的联合概率分布,对其进行分析时必须找到一个更好的模型,以表征图像相邻 4 个像素外的统计特性。作者从图像残差信号中提取多种高阶共生矩阵作为特征(33 963 维),对 HUGO 取得了很好的检测效果。在 JPEG 压缩域,文献[11]利用共生矩阵设计了两种高维特征 CC-C300(48 600 维)和 CF*(7 850 维),其中 CF* 特征检测性能相比 PEV、CC-PEV 有较大提高。文献[12]构造了多种图像 DCT 系数绝对值噪声残差邻接矩阵子样本,利用共生矩阵形成富模型(rich model, RM)特征,包括 JRM(11 255 维)、CC-JRM(22 510 维)。

以上这些分析方法在特征提取时均利用了共生矩阵;其作用是挖掘 DCT 系数的相关性。不论哪种 JPEG 隐写方法,在进行嵌入时都会对 DCT 系数的相关性造成影响。一般来讲, DCT 系数的相关性越强,在嵌入时受到的影响也会越大;所以在用共生矩

阵提取特征之前,获取 DCT 系数的相关性是很有必要的。对 DCT 系数进行不同方式的扫描所获取相关性是不同的,现有方法主要是行扫描或列扫描,对其他扫描方式利用较少;因此,有效分析不同扫描方式对 DCT 系数相关性的影响,将会对下一步的特征提取很有帮助。本文将分析不同扫描方式对 DCT 系数相关性的影响,然后利用共生矩阵挖掘 DCT 系数在不同方向和距离上的相关性特征,结合集成分类方法,实现了对多种 JPEG 隐写方法的检测。

1 不同扫描方式对 DCT 系数相关性的影响

文献[13]指出空域图像按 Hilbert 曲线扫描后像素之间的相关性会增强;文献[14]指出这种研究思路也可以扩展到 JPEG 压缩域上。因此, JPEG 图像的 DCT 系数按不同的方式扫描后,受隐写嵌入的影响也会不同。

DCT 系数的局部相关性主要包括块内相关性和块间相关性。假定 JPEG 图像的大小为 $M \times N$,其 DCT 系数矩阵为 J ,该矩阵总共包含 $n_B = \lfloor M/8 \rfloor \lfloor N/8 \rfloor$ 个 8×8 子块,按照如下步骤对 DCT 系数矩阵进行扫描,研究不同扫描方式对 DCT 系数相关性的影响。

(1) 分别对 DCT 系数矩阵 J 中的 8×8 子块进行列扫描和 Hilbert 曲线扫描,并将每个 8×8 子块依次横向摆放,可得到两个 $8 \times (8n_B)$ 的系数矩阵;再将这两个系数矩阵中的每一个 8×8 小块进行列扫描成一个 64×1 的一维列向量,得到两个 $64 \times n_B$ 的系数矩阵。在这些矩阵中,同一个子块的所有系数都处于相同的列,不同子块中相同频率的系数都处于同一行中。假设 C^m 和 C^n 分别为这些矩阵中相邻的两列,利用式(1)可估计这 2 种扫描方式对 DCT 系数块间相关性的影响。

$$Corr(C^m, C^n) = \frac{\sum_{i=1}^{64} (C_i^m - \overline{C^m})(C_i^n - \overline{C^n})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{64} (C_i^m - \overline{C^m})^2 \sum_{i=1}^{64} (C_i^n - \overline{C^n})^2}}$$

(1)

式(1)中, $\overline{C^m}$ 和 $\overline{C^n}$ 分别表示两个相邻列的均值。

整幅图像 DCT 系数的块间相关性可表示为

$$CorrAvg_inter = \frac{\sum_{i=1}^{n_B-1} Corr(C^i, C^{i+1})}{n_B - 1}$$

(2)

(2) 对 DCT 系数矩阵 J 中的 8×8 子块进行列扫描,同时将这个系数矩阵中的每一个 8×8 小块分别进行 zigzag 扫描和 Hilbert 曲线扫描成一个 64×1

的一维列向量,也得到两个 $64 \times n_B$ 的系数矩阵。类似地,利用式(3)可估计这 2 种扫描方式对块内相关性的影响。

$$Corr(H^m, H^n) = \frac{\sum_{i=1}^{n_B} (H_i^m - \overline{H^m})(H_i^n - \overline{H^n})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n_B} (H_i^m - \overline{H^m})^2 \sum_{i=1}^{n_B} (H_i^n - \overline{H^n})^2}}$$

(3)

式(3)中, H^m 和 H^n 分别为这些矩阵中相邻的两行; $\overline{H^m}$ 和 $\overline{H^n}$ 分别表示两个相邻行的均值。

整幅图像 DCT 系数的块内相关性可表示为

$$CorrAvg_intra = \frac{\sum_{i=1}^{63} Corr(H^i, H^{i+1})}{63}$$

(4)

选取 Bossbase1.01^[15]、UCID^[16]、BOWS-2^[17] 图库进行实验。用 MATLAB 中的 imwrite 命令将图库中的图像压缩成质量因子为 75 的灰度 JPEG 图像,分别对库中图像按以上 2 个步骤进行扫描,计算 $CorrAvg_inter$ 和 $CorrAvg_intra$,并取平均,结果如表 1 所示。计算时仅考虑 DCT 系数的幅值。

$CorrAvg_inter$ 和 $CorrAvg_intra$ 可反映出不同扫描方式对 DCT 系数块间和块内相关性的影响。从表 1 可以看出,对 3 个图库而言,相比较列扫描,按 Hilbert 曲线扫描后 $CorrAvg_inter$ 的值均有一定地增加,也就是说, Hilbert 曲线扫描后 DCT 系数的块间相关性有一定提高;相比较 zigzag 扫描,按 Hilbert 曲线扫描后 $CorrAvg_intra$ 的值均有一定地增加,也就是说, Hilbert 曲线扫描后 DCT 系数的块内相关性也有一定提高。一般情况下,对载体图像所获取的相关性越强,这种相关性在秘密信息的嵌入过程中受到的影响也就越大。因此,利用 Hilbert 曲线对 DCT 系数矩阵进行块间和块内扫描可提高 JPEG 隐写分析特征的性能。另外,从表 1 中还可以看出, DCT 系数的块间相关性要明显强于块内相关性,在 JPEG 隐写分析中,对块间相关性的利用将是重点。

2 特征集合的生成

对 DCT 系数矩阵 J 中的 8×8 子块和每一个子

表 1 不同扫描方式对 DCT 系数相关性的影响
Table 1 The dependencies along different scanning patterns existed in DCT coefficients

图像	CorrAvg_inter		CorrAvg_intra	
	列扫描	Hilbert 曲线扫描	zigzag 扫描	Hilbert 曲线扫描
UCID	0.868 4	0.871 9	0.312 7	0.338 7
BOWS	0.891 9	0.898 8	0.293 6	0.314 0
BOSS	0.924 1	0.928 4	0.284 3	0.304 3

块系数依次进行 Hilbert 曲线扫描,并对系数取绝对值,得到系数矩阵 J^{cc} ,在此矩阵的基础上提取特征。由于矩阵 J^{cc} 中系数的分布范围较广,且大多数集中在一个较小的范围内,所以通过引入阈值 T 的方式来减少特征维数,即将矩阵 J^{cc} 中大于 T 的元素全部改为 T ,其他元素不变。阈值处理后,按照如下步骤生成高阶共生矩阵。

(1) 分别沿水平、垂直、对角和反对角方向计算矩阵 J^{cc} 的高阶共生矩阵,得到特征集合 F_1 ,公式如下所示。

$$C_{d_1, \dots, d_m}^{\rightarrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, \dots, J^{cc}(j, k + m - 1) = d_m] \quad (5)$$

$$C_{d_1, \dots, d_m}^{\downarrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, \dots, J^{cc}(j + m - 1, k) = d_m] \quad (6)$$

$$C_{d_1, \dots, d_m}^{\nearrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, \dots, J^{cc}(j + m - 1, k + m - 1) = d_m] \quad (7)$$

$$C_{d_1, \dots, d_m}^{\nwarrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, \dots, J^{cc}(j + m - 1, k - m + 1) = d_m] \quad (8)$$

式中, m 是共生矩阵的阶数; $d_1, \dots, d_m$ 是矩阵 J^{cc} 中系数的值, $d_1, \dots, d_m \in [0, \dots, T]$ 。

(2) 同时沿不同的方向计算矩阵 J^{cc} 的高阶共生矩阵,得到特征集合 F_2 ,公式如下所示。

$$C_{d_1, \dots, d_5}^{s_1}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, J^{cc}(j, k + 1) = d_2, J^{cc}(j + 1, k) = d_3, J^{cc}(j + 1, k + 1) = d_4, J^{cc}(j + 1, k - 1) = d_5] \quad (9)$$

$$C_{d_1, \dots, d_4}^{s_2}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, J^{cc}(j, k + 1) = d_2, J^{cc}(j + 1, k) = d_3, J^{cc}(j + 1, k + 1) = d_4] \quad (10)$$

$$C_{d_1, d_2, d_3}^{s_3}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, J^{cc}(j + 1, k + 1) = d_2, J^{cc}(j + 1, k - 1) = d_3] \quad (11)$$

式中, s_1, s_2, s_3 表示不同的方向样式; $d_1, \dots, d_m \in [0, \dots, T]$ 。

(3) 当 $m=2$ 时,分别在不同距离上沿水平、垂直、对角和反对角方向计算矩阵 J^{cc} 的二阶共生矩阵,得到特征集合 F_3 ,公式如下所示。

$$C_{d_1, d_2, r}^{\rightarrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, J^{cc}(j, k + r) = d_2] \quad (12)$$

$$C_{d_1, d_2, r}^{\downarrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, J^{cc}(j + r, k) = d_2] \quad (13)$$

$$C_{d_1, d_2, r}^{\nearrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1, J^{cc}(j + r, k + r) = d_2] \quad (14)$$

$$C_{d_1, d_2, r}^{\nwarrow}(J^{cc}) = P[J^{cc}(j, k) = d_1,$$

$$J^{cc}(j + r, k - r) = d_2] \quad (15)$$

式中, r 是两个系数之间的距离; d_1, d_2 是矩阵 J^{cc} 中系数的值, $d_1, \dots, d_m \in [0, \dots, T]$ 。

对不同阶数 m 的共生矩阵,选择不同的阈值 T 和系数距离 r ,最终的特征集合 $F = [F_1, F_2, F_3]$ 如表 2 所示,该特征集合共包含 2 846 维特征。对于 2 阶以上的共生矩阵,选择阈值 T 不超过 3,系数距离 r 为 1;对于 2 阶共生矩阵,选择 T 为 10,系数距离 r 不超过 5。

表 2 高维特征集合 F

	特征集合	(m, T) 或 (m, T, r)	维数
F_1	$C_{d_1^{\rightarrow}, \cdots, d_m}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(5, 1) \quad (4, 2) \quad (3, 3)$	$32 + 81 + 64$
	$C_{d_1^{\downarrow}, \cdots, d_m}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(4, 2) \quad (3, 3)$	$81 + 64$
	$C_{d_1^{\nearrow}, \cdots, d_m}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(4, 2) \quad (3, 3)$	$81 + 64$
	$C_{d_1^{\nwarrow}, \cdots, d_m}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(4, 2) \quad (3, 3)$	$81 + 64$
F_2	$C_{d_1^s, \cdots, d_5}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(5, 1)$	32
	$C_{d_1^s, \cdots, d_4}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(4, 2)$	81
	$C_{d_1^s, d_2, d_3}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(3, 3)$	64
F_3	$C_{d_1^{\rightarrow}, d_2, r}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(2, 10, \{1, 2, 3, 4, 5\})$	121×5
	$C_{d_1^{\downarrow}, d_2, r}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(2, 10, \{1, 2, 3, 4\})$	121×4
	$C_{d_1^{\nearrow}, d_2, r}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(2, 10, \{1, 2, 3, 4\})$	121×4
	$C_{d_1^{\nwarrow}, d_2, r}^{\leftarrow}(J^{cc})$	$(2, 10, \{1, 2, 3, 4\})$	121×4

3 仿真实验及结果分析

3.1 测试准备

实验测试使用图像库为 Bossbase1.01^[15],该图像库包括 10 000 幅 512×512 的灰度 PGM 图像,测试时随机选取 1 000 幅。测试的算法有 nsF5、MB2、PQ 和 YASS^[12]。数据嵌入率用 BPAC (bit per non-zero AC DCT coefficient) 衡量,各算法的嵌入率如表 3 所示。nsF5 和 MB2 测试时,用 MATLAB 中的 imwrite 命令将 Bossbase 图库中的图像压缩成质量因子为 75 的 JPEG 图像作为载体图像,各嵌入率下生成含密图像用于测试。PQ 测试时,将 Bossbase 图库中的图像压缩成质量因子为 85 的 JPEG 图像作为待嵌入图像,在将图像重压缩为质量因子为 70 的 JPEG 图像的过程中嵌入规定大小的秘密信息,将进行重压缩而未嵌入秘密信息得到的 JPEG 图像作为载体图像,将进行重压缩同时嵌入秘密信息得到的 JPEG 图像作为含密图像用于测试。YASS 算法的嵌入过程是首先将给定的待嵌入图像划分为连续而不重叠的块,块的大小为 $B \times B (B > 8)$,在这些块中随机地选取一些 8×8 的小块进行 DCT 变换,所得的 DCT 系数除以对应的量化步长,量化步长由嵌入质量因子 QF_b 决定,得到未取整的量化系数,并将秘密信息以 QIM (quantization index modulation) 的方式

嵌入到这些系数中,然后进行反 DCT 变换,最后再对整幅图像进行 JPEG 压缩,其中压缩的质量因子为 QF_a ,得到含密图像。测试时待嵌入图像为 Boss-base 图像库中未压缩的 PGM 图像, QF_a 固定为 75, $B = 10$,假设秘密信息已经过参数因子为 q 的 RA 码编码,在隐写时分别选取 $QF_h = 70$ 和 $QF_h = 75$,并使图像达到满嵌容量。将只经过压缩而未嵌入秘密信息得到的 JPEG 图像作为载体图像,将经过压缩同时嵌入秘密信息得到的 JPEG 图像作为含密图像。

实验中用平均正确检测率(accuracy, ACC)对隐写分析方法的性能进行评价,定义 $ACC = (TP + TN)/2$,其中 TP (true positive)表示真阳率,即把含密图像正确识别为含密图像的概率; TN (true negative)表示真阴率,即把载体图像正确识别为载体图像的概率。为验证本文方法的有效性,将其与 CC-PEV^[2]、CF^{*[11]}和 CC-JRM^[12]进行比较,利用集成分类方法 ensemble_1.0^[11](分类时,随机选取图库中的一半图像用于训练,另一半用于测试,取 3 次平均值为最终的分类结果),测试结果如表 3 所示。

表 3 两种隐写分析方法的检测结果

Table 3 The experiments of two steganographic methods

隐写方法	嵌入率(BPAC)	CC-JRM	CF [*]	CC-PEV	本文方法
nsF5	0.05	0.638	0.633	0.598	0.609
	0.10	0.757	0.753	0.723	0.754
	0.20	0.908	0.914	0.904	0.917
MB2	0.01	0.633	0.594	0.591	0.625
	0.02	0.740	0.686	0.685	0.709
	0.05	0.915	0.887	0.877	0.903
PQ	0.01	0.657	0.620	0.578	0.630
	0.02	0.798	0.774	0.699	0.780
	0.05	0.950	0.890	0.852	0.908
YASS(70)	0.169	0.959	0.928	0.828	0.875
YASS(75)	0.181	0.921	0.904	0.780	0.849
特征维数		22 510	7 850	548	2 846

3.2 性能分析与比较

实验共对 4 种隐写算法的 11 种嵌入率进行了测试,将 CC-JRM、CF^{*}、CC-PEV 和本文方法的检测结果进行了对比,结果由表 3 所示,表 3 中粗体表示各嵌入率下检测率最高的方法,斜粗体表示检测率次高的方法。从表 3 数据可以看出,对 11 种嵌入率,CC-JRM 检测结果粗体表示的有 10 个,本文方法检测结果粗体表示的 1 个,斜粗体有 7 个,CF^{*} 检测结果斜粗体表示的有 4 个。这说明,CC-JRM 的平均正确检测率最好,本文方法次之,但相比较 CC-JRM,本文方法的特征维数较低,有助于提高分类速度。从数据还可看出,CC-JRM、CF^{*} 和本文方法的平均正确检测率均优于 CC-PEV,说明特征维数的

增加对平均正确检测率的提升是有帮助的,但从本文方法和 CF^{*} 的结果对比也可以看到,CF^{*} 的特征维数比本文方法高,但平均正确检测率却略有降低,说明特征维数也不是越高越好,提取特征时需要注意特征的质量,本文方法在提取特征时对 Hilbert 曲线扫描方式的应用有效提高了特征质量,所以才达到了在降低特征维数的同时不明显降低检测正确率的效果。

对 YASS,本文方法和 CC-JRM、CF^{*} 的检测效果有较大差距,分析原因,YASS 算法在嵌入时先对图像进行了分块,破坏了 DCT 系数中的相关性,使得本文第 2 节中对 DCT 系数不同扫描方式下的相关性分析不再适用,本文方法更适合对直接在 DCT 系数上进行嵌入的隐写算法进行检测,相比 CC-JRM、CF^{*} 两种方法,适用范围有一定的局限性。

4 总结与展望

现有隐写检测方法在对 DCT 系数提取特征时,较少关注 DCT 系数的扫描方式,而不同扫描方式会获取不同的 DCT 系数相关性,这将会影响利用共生矩阵提取特征方法的检测效果。有效分析不同扫描方式对 DCT 系数相关性的影响,为下一步的特征提取提供一定帮助。

参 考 文 献

1 Pevny T, Fridrich J. Merging Markov and DCT features for multi-class JPEG steganalysis. The Proceedings of Electronic Imaging, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX. San Jose: SPIE, 2007: 1—13

2 Kodovsky J, Fridrich J. Calibration revisited. The Proceedings of the 11th ACM Multimedia & Security Workshop. New Jersey: ACM, 2009: 63—73

3 Filler T, Judas J, Fridrich J. Minimizing additive distortion in steganography using Syndrome-Trellis codes. IEEE Transactions Information Forensics and Security, 2011; 6(3): 920—935

4 Pevny T, Filler T, Fridrich J. Using high-dimensional image models to perform highly undetectable steganography. The Proceedings of Information Hiding 12th International Workshop. Heidelberg: Springer, 2010: 161—177

5 Holub V, Fridrich J. Designing steganographic distortion using directional filters. The Proceedings of the 4th IEEE International Workshop on Information Forensics and Security. Tenerife: IEEE, 2012: 234—239

6 Holub V, Fridrich J. Digital image steganography using universal distortion. The Proceedings of the 1st IEEE Information Hiding and Multimedia Security Workshop. Montpellier: IEEE, 2013: 59—68

7 Li B, Tan S, Wang M, et al. Investigation on cost assignment in spatial image steganography. IEEE Transactions Information Forensics and Security, 2014; 9(8): 1264—1277

8 Li B, Wang M, Li X, et al. A strategy of clustering modification di-

- rections in spatial image steganography. *IEEE Transactions Information Forensics and Security*, 2015; 10(9): 1905—1917
- 9 李宁波,潘 峰,刘 佳. 基于整数小波及马尔科夫链的图像自适应隐写术. *科学技术与工程*, 2016; 16(27): 199—203
Li Ningbo, Pan Feng, Liu Jia. Adaptive steganography based on the integer wavelet and Markov chain for digital images. *Science Technology and Engineering*, 2016; 16(27): 199—203
 - 10 Fridrich J, Kodovsky J, Goljan M, *et al.* Steganalysis of content-adaptive steganography in spatial domain. *The Proceedings of Information Hiding 13th International Workshop*. Heidelberg: LNCS, 2011; 57—71
 - 11 Kodovsky J, Fridrich J, Holub V. Ensemble classifiers for steganalysis of digital media. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012; 7(2): 432—444
 - 12 Kodovsky J, Fridrich J. Steganalysis of JPEG images using rich models. *The Proceedings of Electronic Imaging, Media Watermarking, Security, and Forensics of Multimedia XIV*. San Francisco: SPIE, 2012; 1—13
 - 13 Westfeld A. Space filling curves in steganalysis. *The Proceeding of Security, Steganography and Watermarking for Multimedia*. San Jose: SPIE, 2005; 28—37
 - 14 Westfeld A. Generic adoption of spatial steganalysis to transformed domain. *The Proceedings of 10th International Workshop on Information Hiding*. San Jose: Springer, 2008; 161—177
 - 15 Bas P, Pevny T. Break our steganographic system; the ins and outs of organizing BOSS. *The Proceedings of Information Hiding 12th International Workshop*. Heidelberg: Springer, 2010; 59—70
 - 16 Schaefer G, Stich M. UCID—An uncompressed colour image database. *The Proceeding of Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia*. San Jose: SPIE, 2004; 472—480
 - 17 Bas P, Furon T. BOWS-2. 2007-06 [2008-04]. <http://bows2.gipsa-lab.inpg.fr>.

Application of Different Scanning Patterns in Joint Photographic Experts Group Steganalysis

LEI Yu

(Department of Electronic Technology, Engineering University of Armed Police Force, Xi'an 710086, China)

[Abstract] At present, most JPEG steganographic methods embed secret message by changing the value of DCT coefficients. The embedding method was bound to affect the dependencies existed in DCT coefficients. So it was necessary to make use of the dependencies existed in DCT coefficients in steganalysis. Co-occurrence matrices were a common tool to extract the dependencies existed in DCT coefficients. The coefficients must be scanned before extracting features using this tool. The most JPEG steganalysis methods used line scanning or column scanning and studied less on other scanning patterns. So they didn't make the most of the dependencies existed in DCT coefficients. In view of this problem, it presented an novel JPEG steganalysis based on coefficient dependencies in the paper. The inter-block and intra-block dependencies along different scanning patterns existed in DCT coefficients was analyzed. High orders co-occurrence matrices were applied to extract different orientation and distance dependencies existed in inter-block and intra-block DCT coefficients as features. The experiments on four steganographic methods which had eleven embedding rate showed the detection accuracy of this method was improved obviously compared with similar low dimensional feature method, and this method could effectively control the feature dimension without significantly reducing the detection accuracy compared with similar high dimensional feature method.

[Key words] steganalysis JPEG compressed domain dependency co-occurrence matrix