

基于四叉树分割的 JPEG 隐写分析

汪 然* 平西建 许漫坤 李文祥 张 涛
(信息工程大学信息工程学院 郑州 450002)

摘要: 当前主要的隐写分析方法都是对整幅图像进行特征提取,而忽略了图像的内容差异。该文提出一种基于四叉树分割的 JPEG 隐写分析方法,该方法根据图像块的纹理复杂度进行图像分割,对具有相同统计特性的子图像分别进行隐写检测特征的提取,并构造相应的分类器,通过加权融合得到最终的检测结果。实验结果表明该方法具有良好的性能,尤其是在训练与测试图像的统计特性具有较大差异时,该算法的检测准确率提高更加明显。

关键词: 信息隐藏; JPEG 隐写分析; 图像分割; 四叉树; 纹理复杂度

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)03-0631-08

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00671

JPEG Steganalysis Using Quad-tree Based Segmentation

Wang Ran Ping Xi-jian Xu Man-kun Li Wen-xiang Zhang Tao

(Institute of Information System and Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: The traditional image steganalysis methods are based on the features extracted from the whole image, while ignoring the differences of the image content. A new JPEG steganalysis algorithm using quad-treebased segmentation is proposed. First, the given images are segmented to sub-images according to the texture complexity. Then, then steganalysis features of each sort of sub-images with the same or close texture complexity are extracted separately to build a classifier. Finally, the steganalysis results of the whole image are obtained by weighted fusing of all the sub-image categories. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm exhibits excellent performance and significantly improves the detection accuracy.

Key words: Information hiding; JPEG steganalysis; Image segmentation; Quad-tree; Texture complexity

1 引言

JPEG 图像隐写与隐写分析已成为当前信息隐藏领域的一个研究热点,各国学者对此进行了广泛而深入的研究,提出了一系列以 JPEG 图像为载体的隐写软件和算法^[1-5]。随着 JPEG 隐写系统安全性的不断提高,盲检测成为 JPEG 图像隐写分析的研究主流。目前有代表性的盲检测特征主要有 DCT 系数分布特征^[6], Markov 特征^[7,8], 以及两类特征的融合特征^[9]等。近几年,研究者提出了一系列高维检测特征^[10,11],以获取更优秀的检测性能。另外,一些 JPEG 隐写分析方法采用裁剪校准^[6,9]实现对载体图像统计特性的估计,以提高算法的检测性能。文献[12]对裁剪校准进行了分析,提出了适用性更广的校准特征。

目前, JPEG 隐写分析采用了多种多样的方法进行特征提取,并且得到了良好的检测结果,但是大部分隐写分析方法对整幅图像采用相同的过程进行特征提取,而忽略了图像本身固有的统计特性,

这会导致隐写检测的准确性受到图像内容和质量的影响,并过分依赖于所使用的图像库。当训练和测试库不匹配时,算法性能会发生明显下降,因而难以应用于实际。图像是以一定的空间结构载荷所需要传递的视觉信息,通常可以将其看作具有区域平稳性的马尔可夫信源。隐写所造成的改变不仅与隐写机制有关,还与载体数据的统计特性密切相关。一些研究者已经注意到了载体,载密数据统计特性与隐写分析结果之间的关系,并提出了一系列基于图像内容的隐写分析方法。文献[13]将图像按一定尺寸进行分块,并根据隐写检测特征对图像块分类,对每类图像块分别进行隐写分析。文献[14]则将整体图像按照内容复杂度分类至不同的子图像库,对每个子图像库分别进行隐写分析。在相同的实验条件下,上述两种方法均能提高算法的检测性能。然而,前一种方法未根据图像内容对图像块进行分类,图像分块尺寸的选择难以自适应地平衡图像内容的同一性和差异性,而且由于该算法对每一个图像分块均需提取 274 维隐写检测特征,当图像尺寸较大时,就会造成维数灾难。而后一种方法是对图像的整体内容进行分类,未考虑图像信源统计特性的差异性。

本文提出一种基于图像内容的 JPEG 隐写分析

2013-05-16 收到, 2013-09-13 改回

国家自然科学基金(61272490)资助课题

*通信作者: 汪然 wangran721@gmail.com

方法。该方法采用图像块的 DCT 系数特征衡量图像的纹理复杂度,以基于二叉树的方法将图像分割为若干互相重叠的子图像,对每一类子图像分别提取隐写检测特征,通过加权融合得到最终的检测结果。实验结果表明,本文算法具有较好的检测性能,尤其是在训练和测试图像的统计特性具有较大差异时,检测准确率的提高更加明显。

2 基于内容的 JPEG 隐写分析算法

将秘密信息嵌入自然图像后,具有强随机性的秘密信息对内容不同的图像子区域的统计特性会产生不同的影响,而对相似内容的子区域会产生相似的影响。因此,可将图像分割为若干子图像,将其按图像纹理复杂度分为若干类别。这样,每个类别内的载体子图像的统计特性更加相似,隐写检测特征在不同载体子图像间的差异较小,使得载体与载体图像之间的可分性更好。根据上述思想,本文提出一种新的隐写分析方法,其流程如图 1 所示。在训练过程中,根据图像 8×8 分块的纹理复杂度对给定图像进行分割,对分割所得到的每一类具有相同或相近纹理特征子图像分别提取隐写分析特征,并建立分类器进行训练。在测试过程中,同样先对给定图像进行分割,然后将对每一幅子图像所提取的特征送入相应的分类器,通过加权融合得到总的判决结果。

2.1 二叉树分割

二叉树图像分割方法^[15]采用递归分解的原则,将每一个图像块分成 4 个大小相同的子块,对每一个子块提取根据图像统计特性定义的区域属性一致性测度,并设定判别准则来决定是否继续迭代分割。

该分割方法具有灵活度高,分块速度快的优点,并且分割所得到的子图像块具有规则的形状,有利于后续操作,适合作为隐写分析特征提取的预处理过程。

一致性测度和判别准则的设定是二叉树分割性能的决定性因素。由于 JPEG 编码过程是结合 JPEG 分块的纹理特征进行的,本算法根据 JPEG 分块的纹理复杂度设定一致性测度。定义每个 8×8 分块的非 0 交流 DCT 系数个数与交流 DCT 系数个数的比值(Non-Zero AC-DCT coefficients Ratio, NZR)为 JPEG 分块的纹理复杂度度量,显然,对于复杂的 JPEG 分块,该特征值较大。在二叉树分割过程中,设一个待分割的图像块共包括 k 个 8×8 分块,对每个分块提取 NZR 特征 $R(i), i = 1, 2, \dots, k$, 若

$$\max_{i=1}^k (R(i)) - \min_{i=1}^k (R(i)) \leq \text{Th} \quad (1)$$

则停止对图像块进行迭代分割。NZR 特征能够反映 8×8 分块的复杂度,当一个图像块中所有的 8×8 分块都具有相近的复杂度时,该图像块内部具有一致的区域属性。图 2 所示为一幅图像在不同的 Th 值下经过二叉树分割所得到的结果,可以看出,此分割方法可以较好地反映图像的纹理特性,较大的图像块对应于平坦区域,而较小的块则为复杂区域或图像边缘。Th 的取值决定了分割的精细程度,当 Th 取值较小时,更多的子图像块被分解,分割过程对图像纹理更加敏感,但是容易过分解,因而对纹理复杂的图像分割效果不好;当 Th 取值较大时,边缘信息不能准确刻画;具体的 Th 值设定将在实验部分进行说明。为了保留 JPEG 分块的统计特性,本分割方法所得到的最小图像块尺寸为 8×8 。

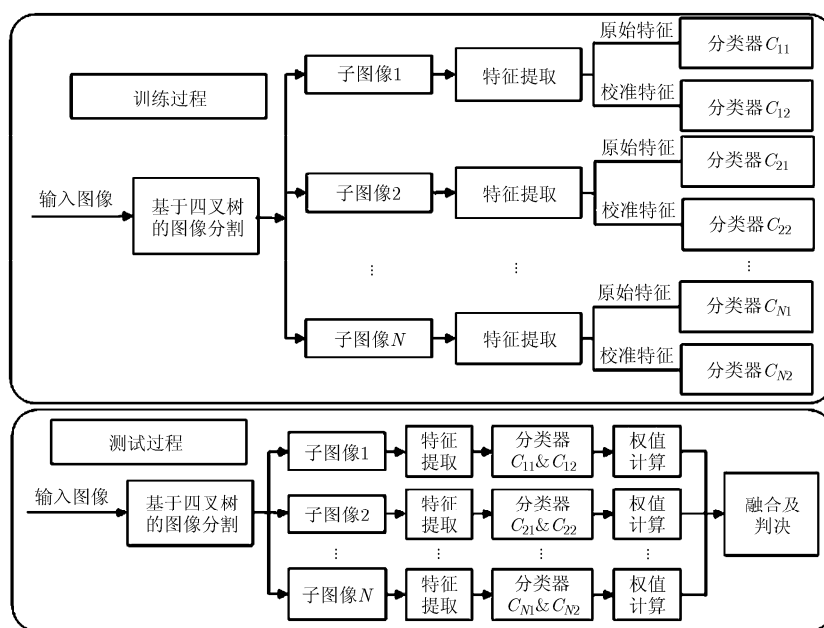


图 1 算法流程图

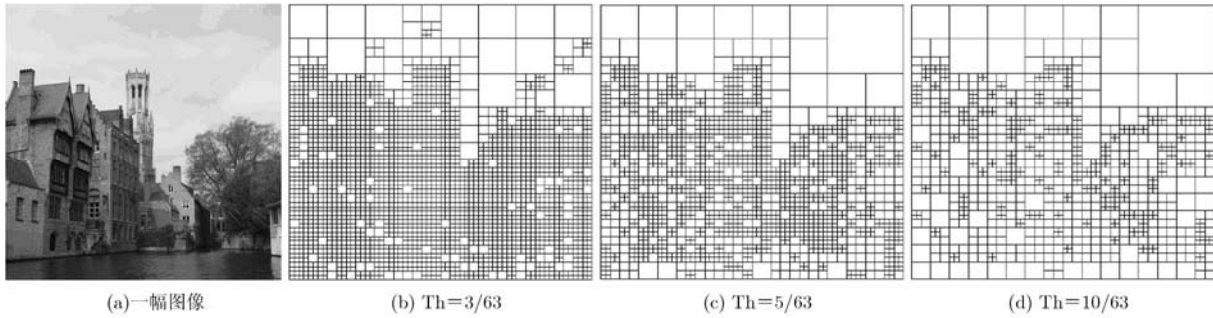


图2 四叉树分割结果

2.2 图像块分类及类别融合

对给定图像进行四叉树分割之后，提取每一个分割所得图像块的NZR特征，并对这些特征进行聚类，将其分为互不重叠的集合以实现图像块分类。由于DCT系数特征集中分布于0值周围，因此基于DCT系数的NZR特征在其值域上不是均匀分布的。如果采用目前比较常用的K均值聚类方法对特征进行聚类，就会将大量的图像块分类为平坦图像，各类图像块的数目会有较大差异。为了避免这一现象，本文定义了一种部分平均聚类 (Partly Equal Clustering, PEC) 方法。在给定的图像库中随机选取一部分图像，对所有图像块计算NZR特征，并将这些特征平均分类，使每个类别具有相同的图像块数目，不同类别间的边界点作为聚类向量。用PEC方法进行聚类可以使每幅图像中每个类别的图像块数目大致相等。

统计分析的有效性建立在一定统计量的基础上，然而对图像块进行分类，每一类图像块的数据量将发生明显下降，这会对算法性能产生影响。为了保证足够的数量，本算法将相邻两类的图像块合并为一个子图像。例如，给定一幅图像，将其图像块分为4类，每次将2类图像块进行合并，即分别将第1、第2类，第2、第3类，第3、第4类图像块进行合并，最终得到3幅子图像，其中灰度值非0的图像块组成分割所得的一幅子图像，图

2(b)~2(d)所示子图像的纹理复杂度依次递增。图3给出了图2(a)取Th值为5/63时所得到的分割结果。从图中可以看出，本文的分类融合策略既使分割所得到的每幅子图像所包含的所有图像块都具有相同或相近的NZR特征，又保证了足够的统计数据量。

综上所述，本文所提出的基于四叉树的图像分割方法主要包括了四叉树分割，图像块分类及类别融合3个步骤，其分割流程如图4所示。

2.3 隐写检测特征提取

文献[9]提出的Merged-274特征集主要包括7类特征：全局直方图、单频率直方图、对偶直方图、变量V、块效应、共生矩阵和Markov转移概率特征。本算法主要对前3类特征进行了改进。记一幅JPEG图像中第k个8×8分块的第(i,j)个DCT系数为 $d_{ij}(k)$ (设共有 n_B 个分块)，本算法所提取的各类特征定义如下：

定义1 归一化全局直方图

$$\bar{H}_d = \begin{cases} H_d, & d = 0 \\ (H_d + H_{-d})/H_0, & d > 0 \end{cases} \quad (2)$$

及其差分特征

$$DH_k = \frac{1}{2}(H_{k-1} + H_{-k+1}) - \frac{1}{2}(H_k + H_{-k}) \quad (3)$$

其中H为所有AC-DCT系数所组成的全局直方图，

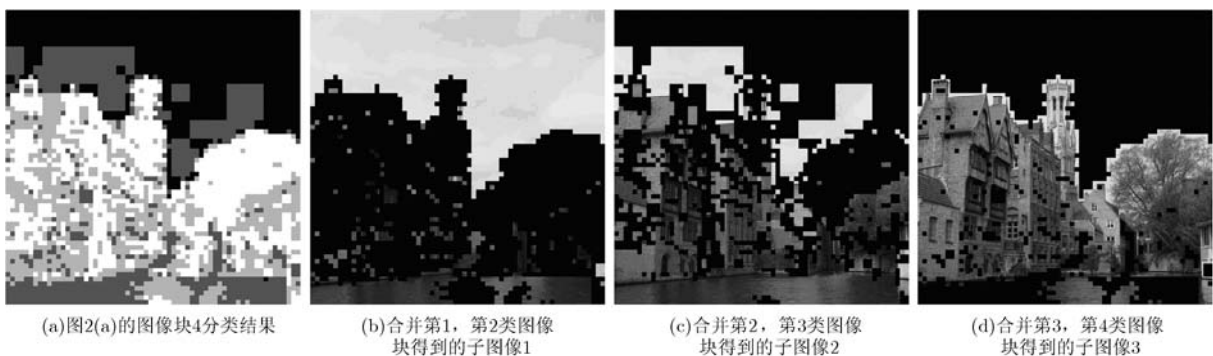


图3 图像分割结果

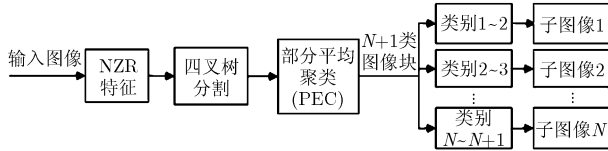


图 4 基于四叉树的图像分割流程

$$\mathbf{H}_d = \sum_{k=1}^{n_B} \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 \delta(d, d_{ij}(k)) / (M \times N), \delta(x, y) = \begin{cases} 1, & x=y \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

定义 2 归一化单频率直方图

$$\bar{h}_d^{ij} = \begin{cases} h_d^{ij}, & d = 0 \\ (h_d^{ij} + h_{-d}^{ij}) / h_0^{ij}, & d > 0 \end{cases} \quad (4)$$

及其差分特征

$$Dh_k^{ij} = \frac{1}{2}(h_k^{ij} + h_{-k+1}^{ij}) - \frac{1}{2}(h_k^{ij} + h_{-k}^{ij}) \quad (5)$$

其中 h^{ij} 为所有分块中第 (i, j) 个 DCT 系数的概率分布, $(i, j) \in \{(1, 2), (2, 1), (3, 1), (2, 2), (1, 3)\}$ 。

定义 3 捕捉块间相关性的变量 V

$$V = \left[\sum_{i,j=1}^8 \sum_{k=1}^{|\mathbf{I}_r|-1} |d_{ij}(\mathbf{I}_r(k)) - d_{ij}(\mathbf{I}_r(k+1))| + \sum_{i,j=1}^8 \sum_{k=1}^{|\mathbf{I}_c|-1} |d_{ij}(\mathbf{I}_c(k)) - d_{ij}(\mathbf{I}_c(k+1))| \right] / (|\mathbf{I}_r| + |\mathbf{I}_c|) \quad (6)$$

其中 \mathbf{I}_r 和 \mathbf{I}_c 分别表示以行或列的顺序对 n_B 个 8×8 分块进行扫描所得到的图像块序号向量。

定义 4 块效应

$$B_\alpha = \left[\sum_{i=1}^{\lfloor (M-1)/8 \rfloor} \sum_{j=1}^N |c_{8i,j} - c_{8i+1,j}|^\alpha + \sum_{j=1}^{\lfloor (N-1)/8 \rfloor} \sum_{i=1}^M |c_{i,8j} - c_{i,8j+1}|^\alpha \right] / \left[N \lfloor (M-1)/8 \rfloor + M \lfloor (N-1)/8 \rfloor \right] \quad (7)$$

其中 M 和 N 分别为图像的高和宽, $c_{i,j}$ 为解压缩图像的空域灰度值, $\alpha = 1, 2$ 。

定义 5 共生矩阵

$$\mathbf{C}_{st} = \left[\sum_{i,j=1}^8 \sum_{k=1}^{|\mathbf{I}_r|-1} \delta(s, d_{ij}(\mathbf{I}_r(k))) \delta(t, d_{ij}(\mathbf{I}_r(k+1))) + \sum_{i,j=1}^8 \sum_{k=1}^{|\mathbf{I}_c|-1} \delta(s, d_{ij}(\mathbf{I}_c(k))) \delta(t, d_{ij}(\mathbf{I}_c(k+1))) \right] / (|\mathbf{I}_r| + |\mathbf{I}_c|) \quad (8)$$

其中 $(s, t) \in [-2, +2] \times [-2, +2]$ 。

定义 6 Markov 转移概率矩阵

记图像 DCT 系数的绝对值矩阵为 $\mathbf{F}(u, v)$, 则

可以得到水平差分矩阵:

$$\mathbf{F}_h(u, v) = \mathbf{F}(u, v) - \mathbf{F}(u+1, v) \quad (9)$$

进而可以定义水平方向概率转移矩阵:

$$\mathbf{M}_h(i, j) = \left[\frac{\sum_{u=1}^{S_u-2} \sum_{v=1}^{S_v} \delta(\mathbf{F}_h(u, v)=i, \mathbf{F}_h(u+1, v)=j)}{\sum_{u=1}^{S_u-1} \sum_{v=1}^{S_v} \delta(\mathbf{F}_h(u, v)=i)} \right] \quad (10)$$

其中 S_u 和 S_v 为图像的尺寸, 同理可求出垂直、对角、反对角方向的概率转移矩阵 \mathbf{M}_v , \mathbf{M}_d 和 \mathbf{M}_m 。令 $\bar{\mathbf{M}} = (\mathbf{M}_h + \mathbf{M}_v + \mathbf{M}_d + \mathbf{M}_m) / 4$ 。

对纹理复杂度不同的子图像, 量化后的 AC-DCT 系数分布会有差异, 因此需要提取不同维数的特征。设将给定图像分割为 N 幅子图像, 并将子图像的序号按照纹理复杂度由低至高进行排列, 则分割数目和纹理区域间的关系如表 1 所示, 其中大括号中的数字表示采用基于四叉树的分割方法对图像进行分割后得到的子图像序号, 并设定其纹理复杂程度。例如, 当 N 为 4 时, 认为第 1, 第 2 幅子图像为平坦区域, 第 3 幅子图像为中等区域, 第 4 幅子图像为复杂区域。这样的分类只是为了选择每幅子图像所提取的隐写检测特征。为了保证算法不具有过高的复杂度, 只考虑 $3 \leq N \leq 6$ 的情况。对每类子图像分别提取上文定义的特征, 并设定不同的特征阈值, 即式(2)和式(4)中的 d , 式(3)和式(5)中的 k , 式(8)中的 (s, t) 和 Markov 特征中的 T 。具体地, 对于平坦子图像, $d=2, k=1, (s, t) \in [-1, 1], T=1$; 对于中等子图像, $d=4, k=2, (s, t) \in [-1, 1], T=3$; 对于复杂子图像, $d=6, k=4, (s, t) \in [-2, 2], T=4$ 。在提取式(6)和式(7)所定义的方差和块效应特征时, 只对非孤立的子图像块进行特征提取。本算法对平坦、中等、复杂 3 类子图像所提取的特征维数分别为 45 维, 103 维和 175 维, 并称其为基于图像分割的(Image Segmentation Based, ISB)特征。为了达到最好的检测性能, 本文对每幅子图像分别提取原始和校准两类 ISB 特征, 其中校准特征是通过校准图像进行分割所得到的子图像进行特征提取, 并与原始特征进行差分得到的。

表 1 图像分割数目和纹理区域间的映射关系

图像分割数目 N	纹理区域		
	平坦	中等	复杂
3	{1}	{2}	{3}
4	{1,2}	{3}	{4}
5	{1,2,3}	{4}	{5}
6	{1,2,3}	{4,5}	{6}

2.4 训练和测试

在对分割所得到的子图像进行特征提取之后，需要对每类子图像的 ISB 特征构造一个分类器。根据图 1 所示算法流程，对 N 类子图像的原始、校准隐写检测特征分别进行训练，共构造 $2N$ 个分类器。在测试阶段，根据每类子图像的纹理复杂度提取相应的 ISB 特征，并将相同类别的 ISB 特征用相应的分类器进行测试，得到该类子图像的分类结果。因此，一幅图像可以得到 $2N$ 个分类结果。要根据 $2N$ 个分类结果得到一个较为准确的最终结果，就需要对其进行加权融合。为了降低融合算法的复杂度，并保证其有效性，本文根据每类分类器的检测正确率(Detection Accuracy, DA)分配权值。当某一类子图像的训练准确率较低时，会有更多的子图像被误判，此时对该类结果设定一个较小的加权值，反之亦然。设第 i 个分类器的 DA 值为 a_i ，则其权值为

$$w_i = (a_i - 0.5) / \sum_{i=1}^{2N} (a_i - 0.5) \quad (11)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, 2N$ 。在融合阶段，设每类子图像判决结果的取值范围为 $\{0,1\}$ ，即 $p(I \text{ 为载体图像})=0$ ， $p(I \text{ 为载密图像})=1$ ，则根据每类子图像的判决结果和权值，定义如式(12)的融合规则：

$$P = \sum_{i=1}^{2N} p_i \cdot w_i \quad (12)$$

当 $P \leq 0.5$ 时，图像被判为载体图像；当 $P > 0.5$ 时，图像被判为载密图像。由此得到整幅图像的判决结果。

3 实验结果

为了检测本文算法的性能，本节采用在隐写分析中常见的通用图像库进行实验，包括 BOWS2 图像库^[16]，Camera 图像库^[17]，UCID 图像库^[18]，BOSSbase 0.92^[19]以及从每个库中选取的 1000 幅图像所组成的混合图像库。这些图像来源广泛，内容

丰富，能够全面验证算法的性能。对载体图像以 nsF5, F5, MB1, JPHide 和 PQ 等隐写方法和不同的嵌入率生成载密图像库。在实验中，除了 PQ 隐写和第 3.4 节实验，其它图像的压缩质量因子均为 75。采用 SVM 分类器^[20]进行分类，40%的图像用于训练，其余 60%用于测试。

3.1 图像分割参数的影响

图像分割参数包括图像分割数目 N 和分割阈值 Th ，如果图像分割数目 N 过小，可能将纹理复杂度差异较大的图像块合并为一幅子图像，不能得到良好的分割效果，而当 N 变大时，算法复杂度也会随之增大。为了选择最合适的分割参数，从 BOWS2 库中随机选取 1000 幅图像进行测试，嵌入率为 0.05 bpnc。 N 和 Th 取值不同时，其检测正确率分别如图 5(a)和图 5(b)所示。从图 5(a)可以看出，除了 JPHide 隐写算法的检测性能随着 N 的增大而增大之外，对其它算法的检测性能大致可以连成一条上凸的曲线。图 5(b)所示为 N 取 4 时， Th 值对检测结果的影响，可以看出 Th 值过大或过小都会影响检测性能。JPHide 算法在 Th 取值较小时检测性能较好。在实验中，图像分割数目 N 取 4，分割阈值 Th 取 5/63。

3.2 性能比较

为了测试本文算法在不同情况下的性能，分别针对训练图像库与测试图像库匹配及不匹配的情况进行实验。对 5 种隐写方法在 3 种嵌入率下，采用不同图像库时，本文算法与文献[9]，文献[12]及文献[13]算法进行了比较。表 2 给出了在训练库与测试库匹配的情况下几种算法的实验结果，该实验在 BOWS2 库随机选取 3000 幅图像进行实验。对所有算法随机选择相同的图像用于训练和测试，重复实验 5 次，取每次结果的平均值进行比较。实验结果表明，对于 5 种隐写方法，本文算法的性能均优于其它算法，尤其是对 JPHide 的检测效果改进更加

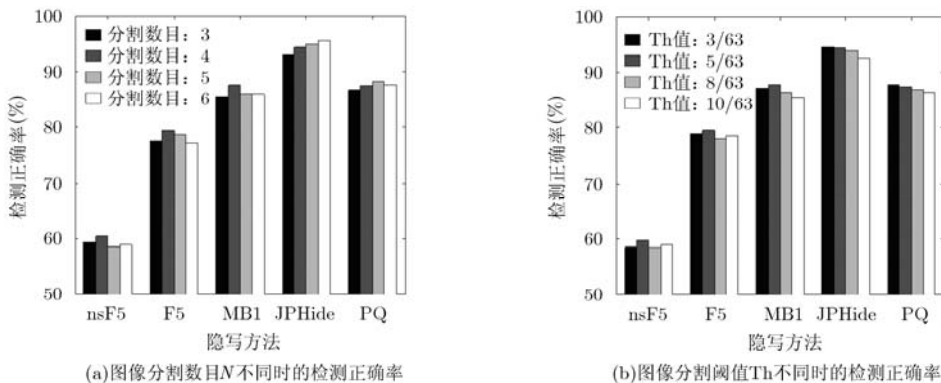


图 5 分割参数对检测正确率的影响

明显。基于分块思想的文献[13]性能优于原始采用274维特征的方法,但是与本文算法相比性能略差。表3所示为在训练与测试库不匹配的情况下几种算法的实验结果,实验中训练图像为UCID库中随机选取的1000幅图像,测试库为BOSSbase库中的3000幅图像。从表中可以看出,本文算法性能明显优于其它算法。当训练与测试库不一致时,本文算法的性能所受到的影响并不明显,这是因为本文算法充分考虑了图像的内容和统计特性。上述实验表

明,当图像来源和统计特性有较大差异时,本文算法能够获得更加优异的检测结果。

3.3 针对自适应隐写方法的检测结果

为了证明本文算法对自适应隐写方法同样有效,在BOWS2图像库上对PQt, PQe, BCH以及BCHopt隐写方法进行了测试,实验结果如表4所示。从表中可以看出,对上述4种自适应隐写方法,本文算法均能明显提高算法的检测性能,说明基于图像内容的隐写分析方法对自适应算法更加有效。

表2 在BOWS2图像库上的检测正确率比较(%)

隐写方法	嵌入率	文献[9]算法(274维)	文献[12]算法(548维)	文献[13]算法(分块)	本文算法
nsF5	0.02	51.92	50.08	52.67	52.75
	0.05	58.17	59.00	59.33	59.42
	0.10	70.08	66.75	70.96	72.33
F5	0.02	58.89	59.33	59.67	59.33
	0.05	75.83	71.50	76.46	78.58
	0.10	92.67	91.33	93.12	95.17
MB1	0.02	64.92	61.50	64.75	66.42
	0.05	80.67	80.83	82.71	87.67
	0.10	95.17	94.50	93.33	97.17
JPHide	0.02	81.75	82.08	82.00	93.58
	0.05	82.92	84.92	85.63	94.42
	0.10	90.50	90.33	88.75	96.33
PQ	0.02	71.83	70.08	75.87	75.00
	0.05	83.50	84.17	85.00	87.42
	0.10	94.83	91.42	92.08	95.75

表3 训练、测试库不匹配时的检测正确率比较(%)

隐写方法	嵌入率	文献[9]算法	文献[12]算法	文献[13]算法	本文算法
nsF5	0.02	50.50	50.00	50.73	51.25
	0.05	51.17	53.58	55.34	56.17
	0.10	63.92	62.67	64.45	66.42
F5	0.02	52.00	55.25	56.42	57.67
	0.05	69.25	70.67	74.68	77.00
	0.10	79.25	80.75	83.56	86.17
MB1	0.02	62.00	61.08	61.78	64.25
	0.05	76.83	74.50	80.52	82.25
	0.10	90.33	93.25	94.68	94.33
JPHide	0.02	74.92	75.62	77.89	85.58
	0.05	76.67	78.42	78.98	88.08
	0.10	85.56	85.92	84.87	91.33
PQ	0.02	69.17	66.75	70.82	75.42
	0.05	79.83	81.25	80.98	85.08
	0.10	88.42	90.08	90.54	92.75

3.4 针对混合质量因子图像的检测结果

为了验证图像压缩质量因子对算法性能的影响,在混合图像库上对混合了20种质量因子的一次压缩图像进行了隐写检测,质量因子取值范围为 $Q = \{71, 72, \dots, 90\}$,其中每种质量因子的图像200幅。由于PQ隐写方法规定了输入图像的质量因子,因此,仅对nsF5, F5, MB1, JPHide 4种隐写方法进行了测试。表5给出了实验结果,可以看出本文算法明显优于其它算法,尤其是在嵌入率低的情况下,性能改善更加显著。

4 结论

本文提出了一种基于纹理复杂度的JPEG隐写

检测算法,该算法采用二叉树分割方法,对 8×8 分块后的图像块进行分类和合并,从而将图像分割成一些互相重叠的子图像,对具有相同纹理复杂度的子图像分别提取隐写检测特征,并构造分类器。在测试阶段,每幅子图像的隐写检测特征通过相应的分类器进行测试,对每个分类器的检测结果进行加权融合得到最终的检测结果。由于本文算法进行了图像分割和多次特征提取,因而复杂度要高于文献[9]算法,在同等实验条件下,本文算法的特征提取及训练分类时间均为文献[9]算法的3.3倍左右。但实验结果表明,本文算法能够有效提高JPEG盲检测算法的性能,尤其是在图像来源和内容差异较大的情况下,这种改善更加明显。

表4 对4种自适应隐写方法的检测正确率比较(%)

隐写方法	嵌入率	文献[9]算法	文献[12]算法	文献[13]算法	本文算法
PQt	0.20	66.75	65.50	69.78	77.42
	0.30	74.92	76.08	75.96	84.50
PQe	0.20	68.67	70.42	71.25	76.75
	0.30	77.92	80.00	81.25	85.75
BCH	0.15	62.42	63.54	63.83	65.93
	0.20	67.34	68.22	68.75	71.54
BCHopt	0.15	60.13	61.27	62.09	63.83
	0.20	65.31	65.86	65.13	69.82

表5 针对混合质量因子图像的检测正确率比较(%)

隐写方法	嵌入率	文献[9]算法	文献[12]算法	文献[13]算法	本文算法
nsF5	0.02	48.09	49.13	50.00	51.71
	0.05	50.00	49.66	50.94	57.21
	0.10	64.56	65.03	66.23	69.96
F5	0.02	54.34	52.78	55.99	57.63
	0.05	68.13	69.34	71.42	73.63
	0.1	90.03	88.97	90.76	92.00
MB1	0.02	59.06	57.78	60.04	62.58
	0.05	79.09	80.09	81.53	85.29
	0.10	94.38	93.94	94.23	95.67
JPHide	0.02	68.38	69.41	71.56	81.50
	0.05	69.66	72.34	73.45	83.09
	0.10	82.44	85.72	85.77	85.63

参考文献

- [1] Latham A. JP hide&seek [OL]. [http:// linux01. gwdg. de/~alatham/stego.html](http://linux01.gwdg.de/~alatham/stego.html), 2011.
- [2] Westfeld A. F5 — a steganographic algorithm[C]. Proceedings of Information Hiding Workshop, Pittsburgh, 2001: 289-302.
- [3] Sallee P. Model-based steganography[C]. Proceedings of Digital Watermarking Workshop, Seoul, Korea, 2003: 154-167.
- [4] Fridrich J, Goljan M, and Soukal D. Perturbed quantization

- steganography[J]. *ACM Multimedia Security Journal*, 2005, 11(2): 98–107.
- [5] Zhang R, Sachnev V, Botnan M, *et al.* An efficient embedder for BCH coding for steganography[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(12): 7272–7279.
- [6] Fridrich J. Feature-based steganalysis for JPEG images and its implications for future design of steganographic schemes[C]. Proceedings of Information Hiding Workshop, Toronto, Canada, 2004: 67–81.
- [7] Shi Y, Chen C, and Chen W. A Markov process based approach to effective attacking JPEG steganography[C]. Proceedings of Information Hiding Workshop, Old Town Alexandria, 2006: 249–264.
- [8] Liu Q, Sung A, Qiao M, *et al.* Neighboring joint density-based JPEG steganalysis[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, DOI:10.1145/1899412.1899420.
- [9] Pevny T and Fridrich J. Merging Markov and DCT features for multi-Class JPEG steganalysis[C]. Proceedings of Electronic Imaging, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents, San Jose, 2007: 1–13.
- [10] Kodovský J, Fridrich J, and Holub V. Ensemble classifiers for steganalysis of digital media[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(2): 432–444.
- [11] Kodovský J and Fridrich J. Steganalysis of JPEG images using rich models[C]. Proceedings of SPIE, Electronic Imaging, Media Watermarking, Security, and Forensics XIV, Vol. 8303, San Francisco, 2012, DOI: 10.1117/12.907495.
- [12] Kodovský J and Fridrich J. Calibration revisited[C]. Proceedings of ACM Multimedia and Security Workshop, Princeton, 2009: 63–74.
- [13] Cho S, Cha B, Wang J, *et al.* Block-based image steganalysis: algorithm and performance evaluation[C]. Proceedings of IEEE Int. Symp. Circuits and Systems, Piscataway, NJ, 2010: 1679–1682.
- [14] Amirkhani H and Rahmati M. New framework for using image contents in blind steganalysis systems[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2011, 20(1): 013016-1–013016-14.
- [15] Jacobs E, Fisher Y, and Boss R. Image compression: a study of the iterated transformation method[J]. *Signal Processing*, 1992, 29(2): 127–142.
- [16] Bas P and Furon T. Bows-2 [OL]. <http://bows2.gipsa-lab.inpg.fr/BOWS2OrigEp3.tgz>, 2011.
- [17] Goljan M, Fridrich J, and Holtyak T. New blind steganalysis and its implications[C]. Proceedings of SPIE, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents 6072, VIII, Vol. 2006: 1–13.
- [18] Schaefer G and Stich M. UCID — an uncompressed colour image database[R]. School of Computing and Mathematics, Nottingham Trent University, UK, 2003.
- [19] Filler T, Pevný T, and Bas P. BOSS [OL]. <http://boss.gipsa-lab.grenobleinp.fr/BOSSRank/>, 2011.
- [20] Chang C and Lin C. LIBSVM: a library for support vector machines [OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>. 2012.
- 汪 然: 女, 1985 年生, 博士生, 研究方向为信息隐藏和隐写分析.
- 平西建: 男, 1953 年生, 教授, 研究方向为图像处理和信息隐藏.
- 许漫坤: 女, 1977 年生, 讲师, 研究方向为图像处理和信息隐藏.
- 李文祥: 男, 1986 年生, 博士生, 研究方向为信息隐藏和隐写分析.
- 张 涛: 男, 1975 年生, 副教授, 研究方向为图像处理和信息隐藏.