

采用图像滤波的多特征JPEG盲检测

韩杰思, 沈建京

(解放军信息工程大学理学院 郑州 450001)

【摘要】提出了一种采用锐化滤波的多种特征相结合的JPEG盲检测算法。通过扩展DCT系数的马尔可夫矩阵提取块内相关性和块间相关性;引入锐化滤波来增强图像的边缘,加强了分块特性度量的效果;并使用Jessica的“校准”技术来估计原始图像,得到两个图像特征向量之差作为分类特征,提高了特征的敏感度;最后运用支持向量机进行训练和分类。使用大量图像对该算法的性能进行测试和比较,结果表明该算法在低嵌入率下优于其他算法。

关键词 盲检测; 特征提取; 滤波; 图像处理; 支持向量机

中图分类号 TP393

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.02.020

Multi-Feature-Based Blind Steganalysis for JPEG Images Using Image Filter

HAN Jie-si and SHEN Jian-jing

(Institute of Science, Information and Engineering University Zhengzhou 450001)

Abstract A new multi-feature-based blind steganalysis scheme for JPEG images using sharpening filter is presented. In this scheme, the Markov matrix is extended to distill the intra-block correlations and the inter-block correlations; the sharpening filter is adopted to enhance the image edge; the Jessica's calibration technique is used to estimate original image and construct feature vectors; and the support vector machine classifier is applied to get results at last. Many images are tested and compared. Experimental results show that our method do better than others at the low embedding rate.

Key words blind steganalysis; feature extraction; filter; image processing; support vector machine

现代信息隐藏技术是指利用人的感知冗余、多媒体数据的统计冗余等,将秘密信息隐藏在某种公开的数字载体中,达到隐秘通信的目的。信息隐藏最重要的特点是它不仅隐藏了信息的内容,而且隐藏了信息的存在,使之成为加密技术以外保护信息安全的又一重要手段。信息隐藏检测技术是一种针对信息隐藏术的攻击技术,它通过观察、分析发现检测对象中秘密信息的存在,甚至提取和恢复出秘密信息。按照作用域分类,信息隐藏检测可以分为空间域和变换域检测两类;按照技术特点分类,可分为基于标志特征和基于统计特征两类;按照是否针对具体方法分类,可分为专用检测和通用盲检测两类。本文研究的是一种采用锐化滤波的多种特征相结合的JPEG通用盲检测算法。

1 通用隐藏检测的一般框架

通用盲检测不关心具体的隐藏算法,而是关心

自然图像统计特征在不同嵌入算法和不同嵌入量下表现出来的特征差异。所以,盲检测最关键的是选择和度量这些特征差异。

一般说来,专用隐藏检测的结果更加准确和可靠。而盲检测的优势在于它广泛的适用性和迅速调整以检测未知隐藏算法的能力。盲检测实际上是一个模式识别问题,其目的是将给定的图像分为隐秘图像和原始图像两类。目前,对盲检测的一般框架的研究较少。文献[1]首次提出了一个简单的框架;文献[2]在文献[1]的基础上进行概括总结,提出了一个全面的盲检测框架,如图1所示。盲检测步骤包含以下4个部分。

1) 图像预处理:在特征提取前对图像进行一些操作以提高分类的性能,如将RGB图像转换成灰度图、裁剪、JPEG压缩、DCT或DWT变换等。

2) 特征提取:提取有效的特征,即对信息隐藏敏感的特征。要注意特征向量的维数不宜太高,因

为训练和分类的计算复杂度都和特征维数直接相关。

3) 分类器的选择和设计: 针对提取的特征, 选择或者设计一个适当的分类器, 通过对大量的图像

进行训练, 调整分类器的参数使分类效果达到最佳。

4) 分类: 使用步骤3)中训练好的分类器对给定图像进行分类。

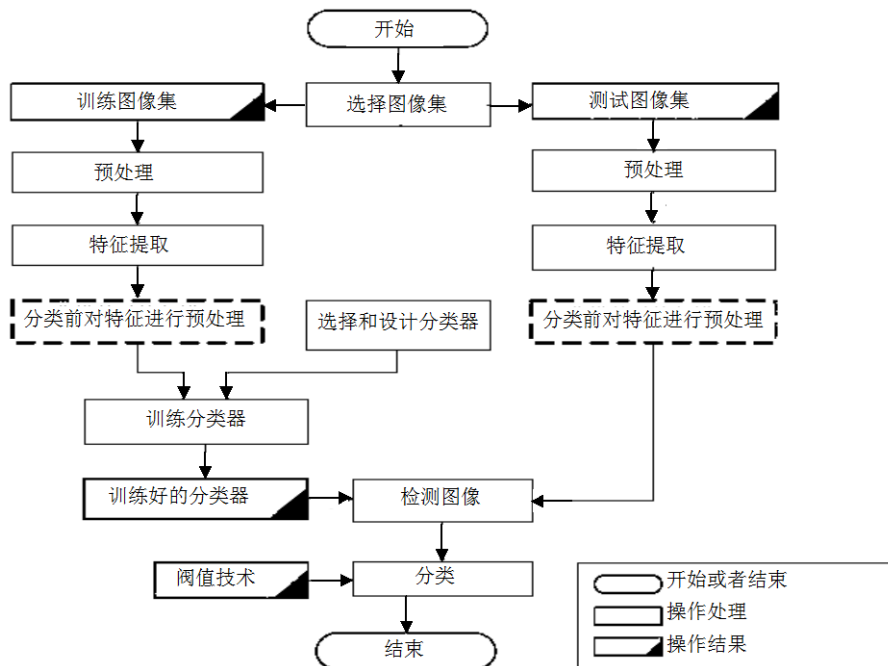


图1 盲检测的一般框架

2 通用隐藏检测的研究现状

文献[3]首次提出了一种基于图像质量度量的隐藏检测方法, 借助选择合适的质量度和多变量回归分析, 对图像中隐藏信息的存在进行判断。文献[4]提出了基于小波分解的高阶统计量分析方法, 分别对图像及其预测误差进行小波变换, 在小波子带上提取统计特征用于分类。文献[1]提出了一种基于图像“校准”(calibration)和空域、DCT域联合特征向量的隐藏检测方法, 通过对图像进行裁剪后再使用原图像的量化表进行量化, 得到载体图像的估计, 分别提取图像和它的估计图像的统计特征, 用它们的差值组成23维特征统计量, 然后利用线性分类器进行分类, 取得了较好的效果。文献[5-6]使用了性能更好的SVM分类器进行分类, 通过网格搜索寻找最佳参数, 同时使用“max-win”方法进行分类表决, 得票数最高的为最后分类结果。该算法不仅能准确地对JPEG图像是否经过隐藏进行检测, 而且能将隐藏图像较准地划到某类隐藏方法, 是目前性能最好的通用盲检测算法之一。文献[7]对之前的工作进行了总结, 构建了一个完整的检测系统, 首先对单压缩和双压缩的JPEG图像进行预分类, 然后将图像送到各自的分类器组, 取得非常好的检测率和非常低的虚警率。不足是对低嵌入率情况下的检测效果未

作说明。文献[8]提出了基于马尔可夫模型的JPEG隐藏检测算法, 该算法首先计算DCT系数的绝对值, 然后在水平、垂直、主对角和次对角方向计算DCT系数的差分矩阵, 最后利用马尔可夫过程对差分矩阵建模, 计算这4个方向的马尔可夫矩阵, 得到324维的特征集, 该特征集主要利用DCT系数的二阶特征; 同时, 算法还利用阈值技术降低特征的维数, 用SVM进行分类。实验结果表明, 该方法检测率高, 虚警低、运算速度快, 也是目前JPEG通用盲检测领域非常好的一种方法。

本文在文献[8]的基础上进行改进, 引入块间马尔可夫矩阵和锐化后的分块特性度量作为特征, 同时使用文献[4]提出的“校准”技术, 提高了检测率, 降低了虚警率。

3 基于锐化滤波的多特征JPEG通用盲检测

3.1 锐化滤波

在图像处理中, 锐化滤波^[9-10]的主要目的是突出图像的细节或者增强被模糊了的细节。图像中的边缘像素都是变化比较大的区域, 从数学观点来看, 检查图像某区域内的灰度变化就是微分的概念, 因此可以通过微分进行图像锐化。微分算子的响应强度与图像在该点的突变程度有关, 图像微分增强了

边缘和其他突变(如噪声),并削弱了灰度变化缓慢的区域。根据微分方法是否线性,可将锐化分为线性锐化和非线性锐化。

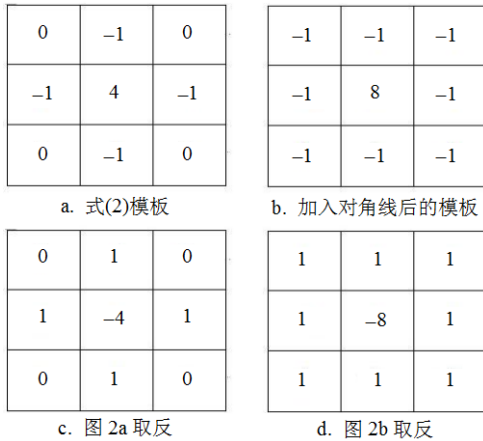


图2 3×3的线性锐化滤波器

最简单的各向同性的微分算子是拉普拉斯算子。拉普拉斯算子是实线性导数运算,对被运算的图像满足各向同性的要求,这对图像增强是非常有利的。拉普拉斯算子的表达式为:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1)$$

对于数字图像而言, 本文将其化为二阶差分的形式。在 X 和 Y 两个方向进行二阶差分运算, 从而

得到:

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y)] \quad (2)$$

式(2)可以由图2a的模板表达。对角线方向也可以加入到离散拉普拉斯变换的定义中。加入对角线后的公式可以由图2b的模板表达。图2c和图2d所示的两个模板在实践中也经常使用, 这两个模板也以拉普拉斯变换定义为基础, 只是其中的系数与本文所用到的符号正好相反。

3.2 特征集的计算

原始马尔可夫矩阵的计算过程可参见文献[8], 整个计算过程如图3所示, 共得到特征324维, 其中T为限制差分矩阵元素的阈值。

原始的马尔可夫矩阵提取的是分块内部DCT系数之间的相关性。由于分块之间存在相关性, 可以通过计算分块间DCT系数的马尔可夫矩阵挖掘这种相关性。同时, 由于目前主流的基于JPEG格式的隐藏算法会增加分块之间的不连续性, 所以本文提取空域像素值之间的分块不连续性度量作为补充, 构成了新的特征集, 既包括DCT域的马尔可夫矩阵, 又包含空域的分块不连续性度量。下面首先介绍块间马尔可夫矩阵的提取过程, 再介绍分块不连续性度量的计算。

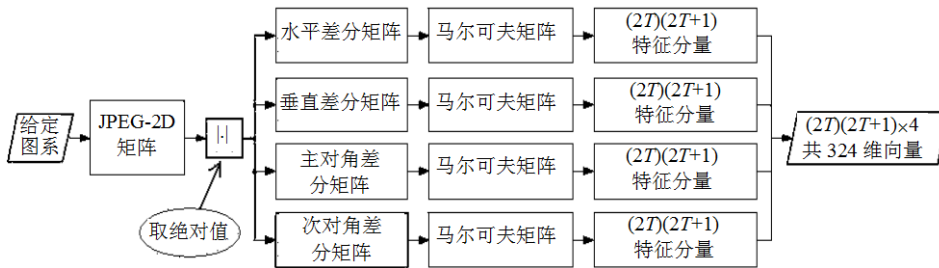


图3 马尔可夫特征提取过程图

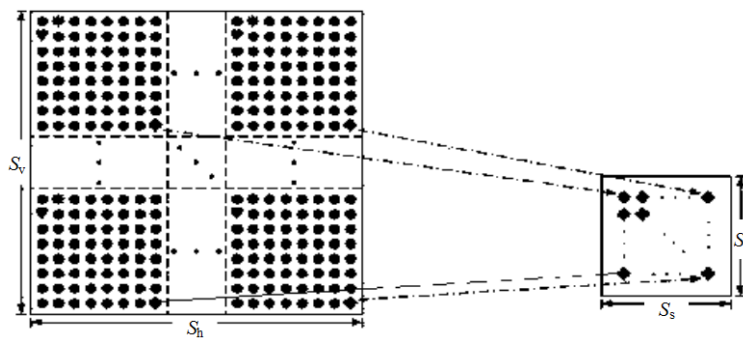


图4 JPEG分块间的2-D矩阵

首先, 本文将每个分块内同一个位置点的AC系数取出组成一个2维的系数矩阵, 如图4所示^[11]。进行原始马尔可夫矩阵计算, 取绝对值, 计算差分矩阵, 使用阈值技术将差分矩阵的元素值限制在

[-4,4] 范围内, 即取T=4, 最后计算出转移概率矩阵, 即需要的块间马尔可夫矩阵, 矩阵大小为9×9=81维特征。为了降低特征的维数和计算速度, 本文只选择每个分块内频率最低的(1,2)和(2,1)两个AC系

数。同时，因为每个点会得到4个方向的马尔可夫矩阵，所以2个点将会有8个马尔可夫矩阵，即 $81 \times 8 = 648$ 维特征。这将使特征维数急剧膨胀，从而影响分类速度。故本文对每个点的4个马尔可夫矩阵取平均得到一个平均马尔可夫矩阵作为特征，得到2个分块间的平均马尔可夫矩阵。

其次再介绍5个分块不连续性度量的提取过程，分别是全局偏差和4个分块特性度量。

令 I_r 和 I_c 分别表示按列和按行对图像进行扫描时的分块指数向量。提取分块之间依赖性的第一个函数为偏差 V ，定义为：

$$V = \left(\sum_{i,j=1}^8 \sum_{k=1}^{|I_r|-1} |d_{I_r(k)}(i,j) - d_{I_r(k+1)}(i,j)| + \sum_{i,j=1}^8 \sum_{k=1}^{|I_c|-1} |d_{I_c(k)}(i,j) - d_{I_c(k+1)}(i,j)| \right) / (|I_r| + |I_c|) \quad (3)$$

式中， $d_k(i,j)$ 表示第 k 个块中索引为 (i,j) 的量化后的DCT系数的值； $i,j=1,2,\dots,8$ ； $k=1,2,\dots,n_b$ 。大多数隐藏都在量化后的DCT系数数组中加入了熵，因此，很有可能增加了偏差。

4个分块函数是从解压的JPEG图像计算出来的标量，它们表示了整个图像的所有DCT分块的依赖性的整体特征。但由于图像的分块不连续性与图像的具体内容息息相关，变化大，直接使用它作为分类特征效果并不特别理想，故本文首先对图像进行锐化滤波，突出图像的边缘信息，加强图像的轮廓特征；然后再取提取特征。实验表明，处理后的分类效果更好，提高了分类准确率，降低了虚警率。具体实验结果如表1所示。

表1 加入锐化滤波前后的实验对比

嵌入算法	嵌入率/(%)	未加锐化滤波/(%)	加入锐化滤波/(%)
MB	5	78.5	80
	10	79	81.5
	20	79	84.5
Jsteg	5	59	63
	10	89	90
	20	100	100
F5	5	42.5	44.5
	10	59	59
	20	53	58
载体图像	0	73	75

首先在水平方向可以得到两个分块特性度量 B_{r1} 和 B_{r2} ， B_{r1} 表示水平方向相邻的两个分块之间相邻的两列像素值的差值的绝对值的和； B_{r2} 则表示水平方向相邻的两个分块之间相邻的两列像素值的差

值的平方的和，分别为：

$$B_{r1} = \frac{\sum_{i=1}^{\lfloor (M-1)8 \rfloor} \sum_{j=1}^N |C_{8i,j} - C_{8i+1,j}|}{N(\lfloor (M-1)8 \rfloor)}$$

$$B_{r2} = \frac{\sum_{i=1}^{\lfloor (M-1)8 \rfloor} \sum_{j=1}^N (C_{8i,j} - C_{8i+1,j})^2}{N(\lfloor (M-1)8 \rfloor)}$$

式中， M 、 N 分别是以像素数来衡量的图像的高度和宽度； $c_{i,j}$ 是解压缩后图像的灰度值。

同样地，在垂直方向本文也可以得到2个分块特性度量 B_{c1} 和 B_{c2} 。 B_{c1} 表示垂直方向相邻分块之间的相邻的两行像素值的差值的绝对值的和； B_{c2} 表示相邻分块之间的相邻的两行像素值的差值的平方和。

至此，本文就得到了扩展的新的特征集，它包括原始的4个方向的马尔可夫矩阵(324维)、扩展的2个块间马尔可夫矩阵(162维)、全局方差(1维)和4个分块特性度量(4维)，共491维的特征。

3.3 特征向量的构建

一般来说，图像隐藏检测是唯载密攻击，即分析者只能获得待测的图像，无法获得原始的图像。但是分析者可以构造出一幅统计特性相近的参考图像。为了达到该目的，文献[4]提出了一种“校准”技术来估计原始图像。整个“校准”过程如图5所示。

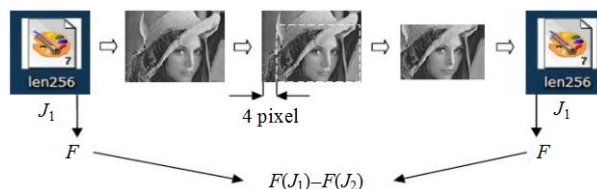


图5 “校准”(Calibration)过程

分别在原始图像和校正图像上提取特征，取两者之差作为最终提供给分类器的特征集。假设 F 是一个向量函数，将 F 应用到隐秘图像 J 和它的估计图像 J' ，得到差分特征向量 $F(J) - F(J')$ 作为最终分类的特征集。校准过程能有效地增加特征对于信息嵌入的敏感度。

3.4 支持向量机(SVM)

支持向量机(SVM)是非常良好的非线性分类器，其主要思想是建立一个超平面作为决策曲面，尽可能多地将空间中2类样本点正确分离，同时使得2类样本点距离分类面最远。SVM也是目前隐藏检测领域广泛使用的分类器。本文使用文献[12]中的LIBSVM软件包进行开发。

4 实验

4.1 实验流程及图像库

整个隐藏检测实验流程如图6所示。首先建立实验原始图像库, 原始图像库完全由数码相机拍摄, 包括动物、建筑、风景、人物等各类自然图像共5 000幅。为了方便实验, 将所有图像剪切成512×512大小, 质量因子设为75, 并随机选取1 200幅形成原始图像。

本文实验的实验环境为matlab7.4.0、Intel Core(TM)2 T7250、2.0 GHz、1 GBRAM、Microsoft XP SP2系统。

实验用到的隐藏方法为F5、MB、Jsteg共3种, 由于主要关心算法在低嵌入率下的表现, 所以实验只用了5%、10%和20%共3种嵌入率, 有9种隐藏情况。分别对1 200幅原始图像进行各种情况隐藏, 共得到隐秘图像1 200×9=10 800幅。

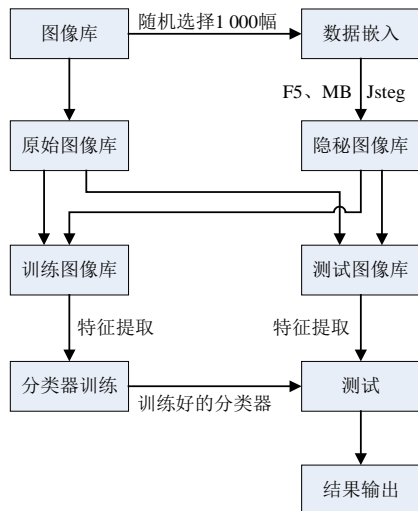


图6 隐藏检测实验流程图

随机从1 200幅原始图像中取1 000幅作训练, 另外200幅作测试, 每种情况的隐秘图像也作类似操作, 得到训练集1 000+9 000=10 000幅, 测试集200+1 800=2 000幅。为了使训练集中原始图像与隐秘图像的数量保持平衡, 将1 000幅原始图像复制8次, 得到最终的训练集18 000幅。

4.2 实验结果

基于JPEG图像的通用盲检测是目前隐藏检测领域研究的热点。文献[5]基于DCT域和空域分块特征度量的特征集和文献[8]基于马尔可夫模型的特征集是效果最好的两个。当嵌入率高于50%时, 隐藏检测的准确率已非常高, 虚警也基本低于10%; 但是当嵌入率降低到25%以下时, 该两种算法的检测率也迅速下降到了70%以下, 且虚警率迅速上升。

低嵌入率下的隐藏检测正是目前该领域的一大难点, 因为嵌入率越低, 对DCT系数的改变也就越小, 从而使得隐秘图像和原始图像的特征差异不明显, 使得检测的难度变大, 虚警率变高。所以本文主要关注在低嵌入率下算法的改进, 将各种隐藏算法下的隐秘图像看作一类, 载体图像看作一类, 构建二分类器进行实验。实验分别采用文献[8]中提出的324维马尔可夫特征集、文献[6]提出的联合马尔可夫特征和DCT域特征的274维特征集, 其实验结果如表2所示。

从实验结果可以看出, 本文提出的算法在MB和F5的检测率上都有明显的提高; 而Jsteg因为其嵌入算法的简单, 检测也就显得比较容易, 在嵌入率高于20%时就能准确地检测出来; MB算法虽然在嵌入过程中注重了原始图像DCT系数整体分布特性的保持, 但为了保持这种分布特性, 需修改更多的DCT系数值, 从而使得图像的二阶特征变化更明显; 文献[6,8]和本文提出的特征集均利用马尔可夫矩阵挖掘图像DCT系数的二阶统计特征, 从而能对MB算法进行有效的检测; 而F5算法的检测最为困难, 因为F5算法通过矩阵编码有效地提高了嵌入效率, 使得在嵌入相同长度信息的情况下, 减少了对图像DCT系数的改动, 使隐秘图像和载体图像在特征上差异很小。本文新提出的算法充分利用了F5算法在嵌入过程中出现的分块效应, 用5个分块效应度量作为特征, 有效地提高了对F5算法的检测率。从表2可看出, 对F5的检测性能仍有很大的提升余地, 寻找更有效的度量分块效应的特征是针对F5的隐藏检测的关键。综上所述, 使用本文的特征集进行检测达到了预期的效果。

表2 本文算法和文献[6,8]算法的实验结果对比

嵌入算法	嵌入率/(%)	文献[6]/(%)	文献[8]/(%)	本文特征/(%)
MB	5	77.5	77	80
	10	76.5	78	81.5
	20	76	79	84.5
Jsteg	5	52.5	58	63
	10	83	90	90
	20	98	100	100
F5	5	36.5	40.5	44.5
	10	36.5	46	59
	20	41	48.5	58
载体图像	0	73	77	75

5 结论

本文提出了一种采用锐化滤波的多种特征相结合的JPEG盲检测算法。通过实验比较发现, 对待测

图像进行锐化滤波处理能在一定程度上提高算法的检测率,特别是在较低嵌入率情况下的检测率。

基于模式识别问题的盲检测是目前的研究热点,特征的合理提取、分类器的选择和设计,以及图像预处理方法是影响检测算法性能的重要因素。

参 考 文 献

- [1] FRIDRICH J. Feature-based steganalysis for JPEG images and its implications for future design of steganographic schemes[C]//Information Hiding, 6th International Workshop. [S.l.]: [s.n.], 2005.
- [2] LUO Xiang-yang, WANG Dao-shun, WANG Ping, et al. A review on blind detection for image steganography[J]. Signal Processing, 2008, 88(9): 2138-2157.
- [3] AVCIBAS I, SANKUR B. Statistical evaluation of image quality measures[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(2): 206-223.
- [4] FARID H. Detecting hidden messages using higher-order statistical models[C]//Proceedings of IEEE International Conference. New York, USA: IEEE, 2002.
- [5] FRIDRICH J, PEVNY T. Multi-class blind steganalysis for JPEG IMAGES[C]//Proceedings of SPIE Electronic Imaging, Security, Steganography and Watermarking of Multimedia Contents VIII. [S.l.]: [s.n.], 2006.
- [6] PEVNY T, FRIDRICH J. Merging Markov and DCT features for multi-class JPEG steganalysis[C]//Proceedings SPIE, Electronic Imaging, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX. San Jose, CA: SPIE, 2007.
- [7] PEVNY T, FRIDRICH J. Multi-class detector of for current steganography methods for JPEG formats[J]. Information Forensics and Security, 2008, 3(4): 635-650.
- [8] SHI Yun-qing, CHEN Chun-hua. A Markov process based approach to effective attacking JPEG steganography[C]//Information Hiding 8th International Workshop. [S.l.]: Springer-Verlag, 2006.
- [9] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 北京: 电子工业出版社, 2005.
GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital Image Processing[M]. Translated by RUAN Qiu-qi, RUAN Yu-zhi. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005.
- [10] 贺兴华, 周媛媛, 王继阳, 等. MATLAB 7.X图像处理[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2006.
HE Xing-hua, ZHOU Yuan-yuan, WANG Ji-yang, et al. MATLAB 7.X Image Processing[M]. Beijing: People's Posts & Telecommunications Publishing House, 2006.
- [11] CHEN Chun-hua, SHI Yun-qing. JPEG image steganalysis utilizing both intra-block and inter-block correlations[C]//Circuits and System. Seattle, WA: IEEE, 2008.
- [12] LIN Chih-jen. LIBSVM[CP/OL]. [2009-08-30]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/>

编辑 税红