

# 基于邻域相关性 MC 模型的空域隐写检测算法

张政保, 马 懿, 刘一川, 杨小伟

(中国人民解放军军械工程学院, 河北 石家庄 050003)

**摘 要:**空域隐写作为最常用的隐写方式之一, 对其进行隐写分析具有较高的实用价值。空域隐写破坏了图像的邻域相关性, 通过分析其在隐写前后发生的改变, 能有效检测图像是否进行了隐写。如何对邻域相关性进行量化分析成为问题解决的关键。通过对图像邻域相关性进行 MC 建模, 提出了一种有效的空域隐写检测算法。该算法在相关性 MC 模型的基础上提取出相关性量化矩阵, 分析了其在隐写前后发生的变化, 并提取出相应的检测特征。最后, 以 Fisher 分类器作为检测分类器进行了检测实验。实验结果表明该算法能有效检测多种空域隐写算法, 其平均检测率达到 85% 以上。与其它空域隐写检测算法相比该算法具有更好的适用性。

**关键词:**邻域相关性; 马尔可夫链; 相关性量化矩阵; 隐写检测

**中图分类号:** TP301.6

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2010)03-0076-04

## A Detection Algorithm for Spatial - Domain Stego Based on MC Model of Neighborhood Correlation

ZHANG Zheng-bao, MA Yi, LIU Yi-chuan, YANG Xiao-wei

(Department of Computer Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

**Abstract:** Spatial - domain stego is a favorite steganography, which of steganalysis has very high applied value. Spatial - domain stego destroys the neighborhood correlation of images, it can detect whether the secret message is hidden in the images to analyze its variance before and after stego. The key problem is how to quantize the neighborhood correlation. A new detection algorithm for spatial - domain stego is proposed by making the MC model of neighborhood correlation. On the basis of MC model of neighborhood correlation, it extracts the corresponding detection features on the basis of analyzing the variance of quantized matrix before and after stego. Finally, make the attack experiments by using Fisher classifier. Experimental results prove that this algorithm can detect various spatial - domain steganographies, its average detection rate is above 85%, and takes on good applicability.

**Key words:** neighborhood correlation; Markov chain; correlation quantized matrix; stego detection

### 0 引 言

信息隐藏作为实现安全通信的重要技术之一, 越来越受到人们的关注。在军事上, 各个国家都采用了信息隐藏技术进行情报、间谍活动, 尤其是基于图像的信息隐藏技术。但是信息隐藏是一把双刃剑, 它在越来越多地融合到未来信息战场的同时, 也被敌方或恐怖犯罪组织所利用在 Internet 传递信息、筹集资金、组织恐怖袭击等。据美国 CNN 新闻报道, 恐怖分子已经采用信息隐藏技术作为传递信息的重要工具。为了捍卫国家安全, 打击恐怖活动, 隐写检测技术已经引起了许多国家安全机构的重视。此外, 对隐写检测技术

的研究还可以促进信息隐藏技术安全性的提高, 推动信息隐藏算法的实用化。

目前大多数空域隐写检测技术都是针对特定的隐写算法, 例如针对 LSB 隐写, Westfeld 提出了  $\chi^2$  统计攻击法<sup>[1]</sup>; Fridrich 提出了 RS 检测法<sup>[2]</sup>; 张涛等提出了 DIH<sup>[3]</sup>检测法。由于该类算法具有较强的针对性, 因此其推广性较差。马尔可夫链(Markov Chain)理论作为一种离散随机过程理论, 能够准确刻画离散随机过程中状态之间的相关性。通过对图像邻域相关性进行 MC 建模, 提出了一种具有较好适用性的空域隐写检测算法。

### 1 图像邻域相关性分析及其 MC 建模

由于物体局部具有相近的电磁波反射特性, 因此图像可看作是一个局部平稳的信源, 即图像局部区域内像素值之间具有很强的相关性(见图 1)。在研究图

收稿日期: 2009-03-21; 修回日期: 2009-10-20

基金项目: 河北省自然科学基金(0524351790)

作者简介: 张政保(1965-), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向为信息安全、多媒体信息处理。

像的局部性质时通常采用邻域进行描述,邻域包括 4-邻域和 8-邻域两种类型。为了能够充分刻画图像的局部相关性,文中采用 8 邻域。根据邻域中周围像素值与中心像素值之间的关系,将邻域相关性分为水平、垂直、 $\pm 45^\circ$ 四个方向上的相关性(见图 2)。为了提取这四个方向上的相关性,对图像分别进行水平、垂直、Z 字型和反 Z 字型扫描(见图 3),通过扫描最终得到四个数组,分别记为  $C_1, C_2, C_3, C_4$ 。

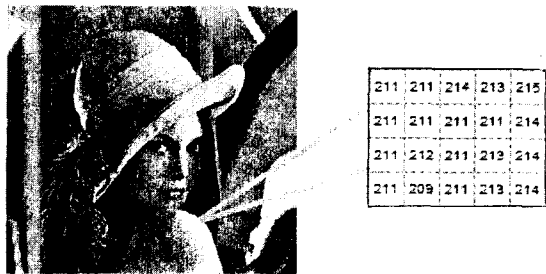


图1 图像局部相关性

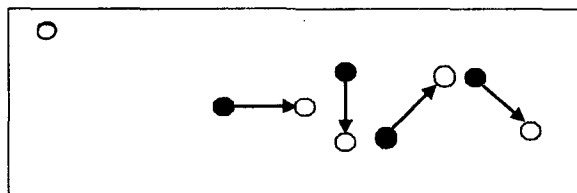


图2 8-邻域及其相关性

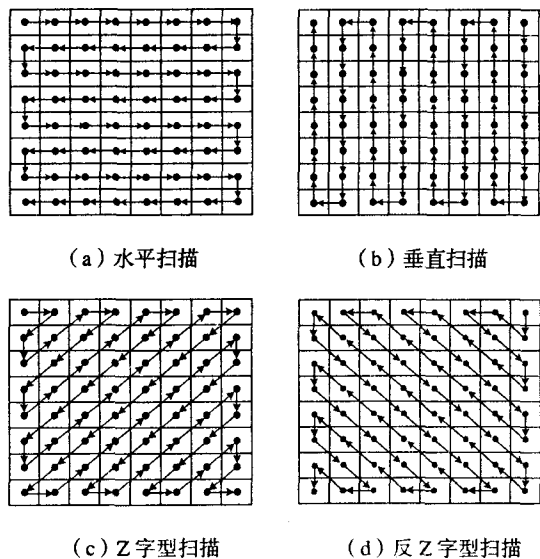


图3 四种不同的扫描方式

在对图像数据进行分析时,通常有以下假设成立<sup>[4,5]</sup>:邻域内像素值的分布不依赖于邻域在图像中的绝对位置。此外,数字图像中像素的位置和大小(即状态)都是离散的。综合以上情况,由齐次马尔可夫链前提条件<sup>[6]</sup>可知  $C_i$  实质是表征图像邻域内不同方向上相关性的齐次马尔可夫链。

以上建立了邻域相关性的 MC 模型,下面通过 MC

模型来量化图像的邻域相关性。定义变量  $\eta_{ij}$  表示在马尔可夫链中从状态  $i$  经一步转移过渡到状态  $j$  出现的次数,则状态  $i \rightarrow j$  的概率为:  $M_{ij} = P(X(n) = i, X(n+1) = j) = \frac{\eta_{ij}}{N-1}$ ,由齐次马尔可夫链性质和贝叶斯公式可知:

$$T_{ij} = P(X(n+1) = j | X(n) = i) = \frac{P(X(n) = i, X(n+1) = j)}{P(X(n) = i)} = \frac{M_{ij}}{\sum_j M_{ij}} \quad (1)$$

$$p_i = P(X = i) = P(X(n) = i) = \sum_j P(X(n) = i, X(n-1) = j) = \sum_j M_{ij} \quad (2)$$

$$d_k = P(x = k) = \sum_{i-j=k} M_{ij} \quad (3)$$

矩阵  $T$  为转移概率矩阵。对于图像而言,不同大小的像素值出现的频率不同,有的像素值出现的频率很小,在此种情况下得到的条件概率  $T_{ij}$  是不准确的。因此,文中选用矩阵  $M$  作为邻域相关性的量化矩阵,简称相关性量化矩阵。由定义可知  $M$  与直方图和差分直方图存在一定的联系。 $M$  的列和  $p_i$  (如式(2))实质是图像的直方图,而  $d_k$  (如式(3)所示,即平行于对角线且距离为  $k$  的矩阵  $M$  的元素之和)则是图像的差分直方图。从空间映射的角度看,一维直方图和差分直方图实质上是二维相关性量化矩阵  $M$  按照不同的方向投影到一维空间的结果。直方图和差分直方图只表示单个灰度级和差分灰度级的统计规律,两者都不能很好地反映像素之间的空间相关性,而相关性量化矩阵考虑了像素间的位置关系,因此能很好地反映像素之间的空间相关性。此外,从信息论的角度讲,二维统计量要比一维统计量含有更丰富的信息,更容易捕捉到隐写对图像相关性的改变,因此从相关性量化矩阵中提取相关性特征要优于直方图和差分直方图。

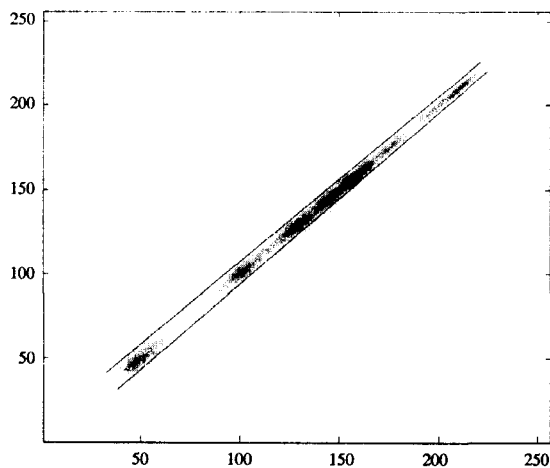
## 2 隐写对邻域相关性影响及检测特征提取

对标准 Lena 灰度图像进行空域隐写,提取其水平方向上的相关性量化矩阵  $M$ 。为了便于观察  $M$  元素值在隐写前后发生的变化,使用图示法表示  $M$  不同位置上元素值的大小情况(如图 4 所示),图中颜色越深表示该处的元素值越大。由图 4(a)可知原始图像矩阵  $M$  的较大值集中在对角线(即  $i = j$ )附近,这有力地证明了相邻像素灰度值之间存在着较强的相关性。由图 4(b)、(c)知隐写图像的矩阵  $M$  对角线上的元素值较原始图像出现了均匀化和向两侧扩散的现象。在此现象的引导下,文中在大量实验的基础上,最终得出以下两点结论:

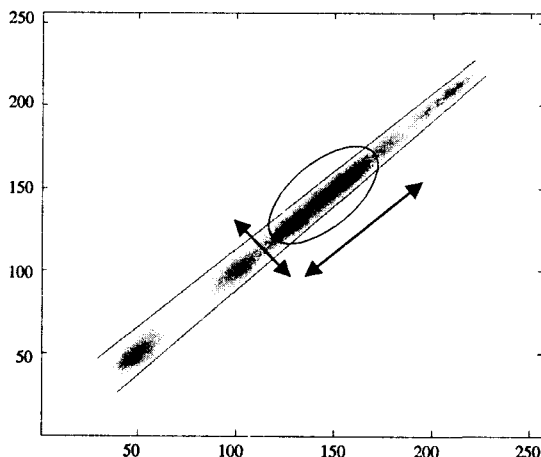
(1) 隐写使相关性量化矩阵对角线上的元素值之

间趋于均匀化;

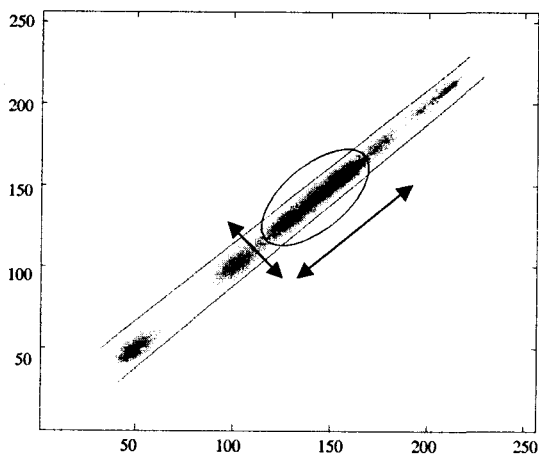
(2) 隐写使相关性量化矩阵对角线上的元素值向两侧扩散。



(a) 原始图像



(b) LSB 隐写图像



(c) 随机  $\pm k$  隐写图像

图 4 矩阵  $M$  元素值的大小分布情况

为了反映隐写对相关性的影响,文中使用以下 3 个特征量反映隐写前后量化矩阵发生的变化。

(1) 对角线元素的熵:

$$N_1 = - \sum_{i=j} M(i,j) \log M(i,j)$$

当各  $M(i,j)$  都相等时,  $N_1$  最大;当各  $M(i,j)$  差别较大时,  $N_1$  是较小的。其用来反映对角线上的扩散程度。

(2) 二阶中心矩:

$$N_2 = \sum_i \sum_j (i-j-\mu)^2 M(i,j), \text{ 其中 } \mu = E(i-j) = \sum_{i,j} (i-j) M(i,j)$$

(3) 四阶中心矩:

$$N_3 = \sum_i \sum_j (i-j-\mu)^4 M(i,j)$$

$N_2, N_3$  反映了高值阵元偏离直线  $i-j=\mu$  (通常情况下  $\mu$  近似为 0, 此时直线为对角线) 的程度, 值越大表示高值阵元距离直线  $i-j=\mu$  越远。文中使用  $N_2, N_3$  来度量高值阵元向对角线两侧的扩散程度。

通过比较隐写前后  $N_1, N_2, N_3$  发生的改变可判断图像是否进行了隐写, 但是在大多数情况下原始图像是无法获取的, 因此采用中值滤波图像代替原始图像, 因为对空域隐写图像进行滤波, 起到了平滑作用, 使滤波图像与原始图像具有十分近似的相关性。记中值滤波图像相应的 3 个统计量分别为  $\tilde{N}_1, \tilde{N}_2, \tilde{N}_3$ , 隐写前后的变化量为  $\Delta N_1, \Delta N_2, \Delta N_3$ , 定义变量  $f_1, f_2, f_3$  作为特征量, 如下式所示:

$$f_1 = \frac{\Delta N_1}{N_1} = \frac{N_1 - \tilde{N}_1}{N_1}, f_2 = \frac{\Delta N_2}{N_2} = \frac{N_2 - \tilde{N}_2}{N_2}$$

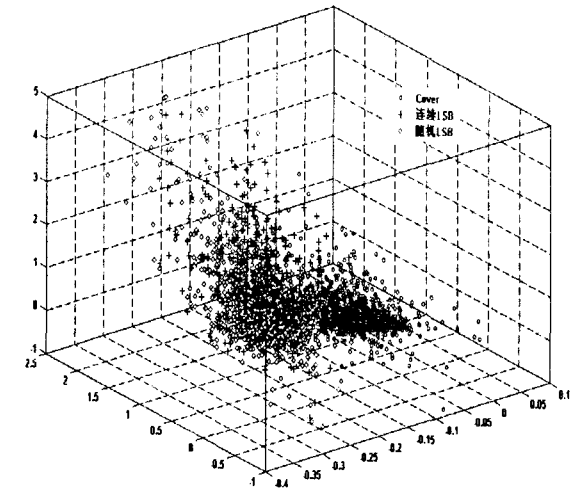
$$f_3 = \frac{\Delta N_3}{N_3} = \frac{N_3 - \tilde{N}_3}{N_3}$$

不直接使用  $\Delta N_1, \Delta N_2, \Delta N_3$  作为特征量是因为不同图像自身相关性存在一定的差异, 通过归一化处理可以尽量减少图像个体属性给隐写检测带来的影响, 使检测特征更具一般意义。此外, 为了综合考虑隐写对不同方向上相关性的影响, 文中取四组不同方向上的  $f_1, f_2, f_3$  的平均值  $\bar{f}_1, \bar{f}_2, \bar{f}_3$  作为最终的检测特征向量。

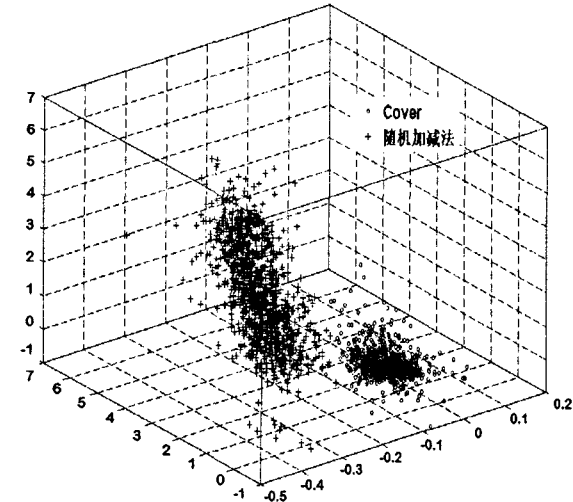
### 3 实验结果及结束语

实验采用 1000 多幅包括人物、风景、动物等各类题材的  $256 \times 256$  BMP 灰度图像作为图像库。随机抽取 500 幅作为原始图像, 并对图像进行 LSB(包括连续和随机)、随机  $\pm k$  和 Steghide 隐写共得到 500 幅隐写图像, 以上 1000 幅图像作为训练样本集。将剩余图像及其隐写图像作为测试样本集。对样本集进行特征提取, 图 5 为其特征分布对比云图。

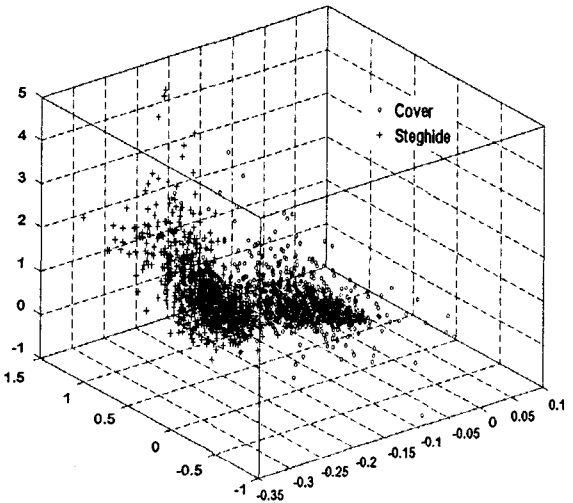
使用训练样本集特征对 Fisher 分类器<sup>[7]</sup>进行训练, 训练结果如图 6 所示。使用训练好的分类器对测



(a) LSB 隐写



(b) 随机  $k$  隐写



(c) Steghide 隐写

图 5 原始图像和各种隐密图像特征分布对比云图  
试样本集进行检测,检测结果如表 1~4 所示。由图 5 可见原始图像及其各类隐写图像的特征之间具有清晰的分界面。由图 6 可知原始图像和隐写图像的特征经

过线性投影后,能够较好地分布在分类阈值线两侧,这表明检测特征具有较好的线性可分性。

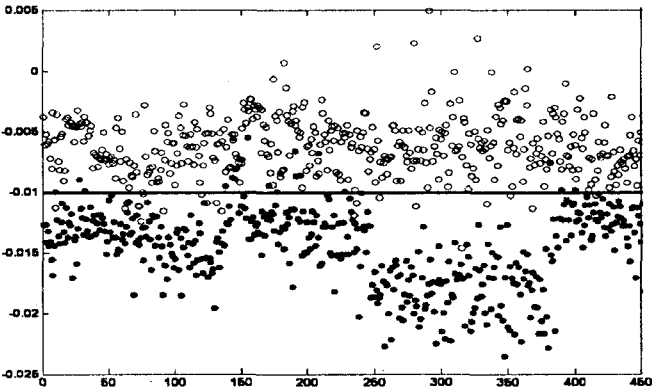


图 6 Fisher 分类器训练结果

表 1 对连续 LSB 隐写的检测率

p(b/p)	正确率	虚警率	漏警率
0.3	72.8%	11.88%	15.32%
0.5	82.5%	8.34%	9.16%
0.7	90.38%	5.45%	4.17%

表 2 对随机 LSB 隐写的检测率

p(b/p)	正确率	虚警率	漏警率
0.3	83.7%	7.97%	8.33%
0.4	87.67%	6.3%	6.03%
0.5	89.2%	6.22%	4.58%

表 3 对随机  $\pm k$  隐写的检测率

k	正确率	虚警率	漏警率
3	89.65%	4.58%	5.77%
4	93.13%	2.75%	4.12%
5	95.53%	1.46%	3.01%

表 4 对 Steghide 隐写的检测率

嵌入量	正确率	虚警率	漏警率
4 kB	77.8%	9.87%	12.33%
5 kB	80.36%	9.3%	10.34%
6 kB	90.61%	4.17%	5.22%

由以上实验数据可知,文中算法能有效检测 LSB 隐写算法、随机  $\pm k$  隐写算法以及 Steghide 隐写算法,其平均检测率可达到 85% 以上。此外,从适用性考虑该算法要优于  $\chi^2$  统计攻击<sup>[1]</sup>、RS 检测算法<sup>[2]</sup>和 DIH 检测算法<sup>[3]</sup>。为了进一步提高检测的正确率,降低虚警和漏警率,下一步将从提高特征的类型间发散性和类内聚合性入手,进一步提高算法的检测性能。

参考文献:

[1] Westfeld A, Pfitzmann A. Attacks on Steganographic Systems[C]// 3rd International Workshop on Information Hiding (下转第 83 页)

```
{ w=s1.substr(0,M);
While(M.length>1)
{ if(w!=singelword)
Then w-- ;
}
}
```

例如对“中华人民共和国警察”进行分词,假设 M=4,分词结果为“中华人民/共和国/警察”。

Lucene 分析器的最主要功能是实现输入文档到索引项的转换。其中索引项是实现索引建立和查询的最基础的单元。Lucene 分析器全部由 analyzer 类派生而来,提供的调用接口使用也非常简单。分析器的基本构成是一个 Tokenizer 加上几个 Tokenfilter 协同组成。在 Analyzer 类方法 tokenSteam 中得以组合实现最终功能。Lucene 每个分析器都是内部一系列 Tokenize 和 Tokenfilter 组合作用的结果。使 Lucene 支持中文信息处理就是构造一个支持中文的 Analyzer。

将上面的正向减字最大匹配分词模块集成到 Lucene 中,构造一个支持中文的 Analyzer 类,实现 Lucene 的中文处理。最后可以用 Lucene 索引查看器 Luke 来查看网页的中文分词效果。图 4 是 Lucene 默认中文分词的结果,图 5 是结合了正向减字最大匹配的 Lucene 中文分词后的结果。从图中可以明显看到 Lucene 的分词准确度有了极大的提高。

Top ranking terms. (Right-click for more options)

No.	Rank	Field	Text
7	59950	<contents>	为
8	59744	<contents>	中
9	58483	<contents>	人
10	58335	<contents>	了
11	57242	<contents>	上
12	55543	<contents>	大
13	55232	<contents>	这
14	54744	<contents>	个
15	53782	<contents>	以
16	52470	<contents>	和
17	51991	<contents>	出
18	49486	<contents>	国
19	49178	<contents>	来

图 4 Lucene 默认的中文分词结果

Top ranking terms. (Right-click for more options)

No.	Rank	Field	Text
113	1828	<content>	时
114	1822	<content>	科技
115	1817	<content>	超级
116	1814	<content>	网络带宽
117	1796	<content>	dv
118	1774	<content>	房产
119	1773	<content>	浏览
120	1773	<content>	女性
121	1768	<content>	用户
122	1765	<content>	交流
123	1765	<content>	股票
124	1758	<content>	名

图 5 Lucene 基于正向减字最大匹配分词的结果

3 结束语

探讨了搜索引擎的倒排索引模式,分析了基于 Lucene 的全文索引方式,以及索引的压缩、存储方式,在此基础上,实现了一个基于正向减字最大匹配的中文索引方法。

参考文献:

[1] 李晓明, 闰宏飞, 王继民. 搜索引擎——原理、技术和系统 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.

[2] 徐小刚, 王俊杰, 于 玉. 全文索引的研究 [J]. 计算机工程, 2002, 28(2): 101-103.

[3] 邓 攀, 刘功申. 一种高效的倒排索引存储结构 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(31): 149-152.

[4] 彭 波, 李晓明. 搜索引擎倒排文件的一种分块组织技术 [J]. 电子学报, 2005, 33(2): 358-362.

[5] Williams H E, Zobel J, Anderson P. What's Next? - Index Structures for Efficient Phrase Querying [C]// In Proc. Australasian Database Conference. Auckland, New Zealand: [s. n.], 1999.

[6] 刘学文, 陶晓鹏, 于 玉, 等. 一种全新的全文索引模型——后继数组模型 [J]. 软件学报, 2002, 13(1): 149-158.

[7] Gospodnetic O, Hatcher E. Lucene in action [M]. [s. l.]: Manning Publications, 2004.

[8] 向 晖, 郭一平, 王 亮. 基于 lucene 的中文字典分词模块的设计与实现 [J]. 信息检索技术, 2006(8): 46-50.

(上接第 79 页)

ing. [s. l.]: [s. n.], 1999.

[2] Fridrich J, Goljan M, Du R. Detecting Lsb Steganography in Color and Gray-scale Images [C]// IEEE Multimedia Special Issue on Security. [s. l.]: [s. n.], 2001: 22-28.

[3] 张 涛, 平西建. 基于差分直方图实现 LSB 信息伪装的可靠检测 [J]. 软件学报, 2004, 15(1): 151-158.

[4] 王国新, 平西建, 许漫坤, 等. 一种利用相邻像素相关的隐写分析算法 [J]. 信息工程大学学报, 2007, 8(1): 56-58.

[5] Sullivan K, Madhow U. Steganalysis for Markov Cover Data with Applications to Images [J]. IEEE transactions on information forensics and security, 2006, 1(2): 275-287.

[6] 盛 骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计 [M]. 第 3 版. 北京: 高等教育出版社, 2001.

[7] Theodoridis S, Koutsoubos K. Pattern Recognition [M]. 3rd ed. 北京: 电子工业出版社, 2006.