



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104637484 A

(43) 申请公布日 2015. 05. 20

(21) 申请号 201510053970. 2

G10L 25/78(2013. 01)

(22) 申请日 2015. 02. 03

(71) 申请人 宁波大学

地址 315211 浙江省宁波市江北区风华路  
818 号

(72) 发明人 王让定 羊开云 严迪群 金超  
孙冉 周劲蕾

(74) 专利代理机构 宁波奥圣专利代理事务所  
(普通合伙) 33226

代理人 程晓明

(51) Int. Cl.

G10L 19/018(2013. 01)

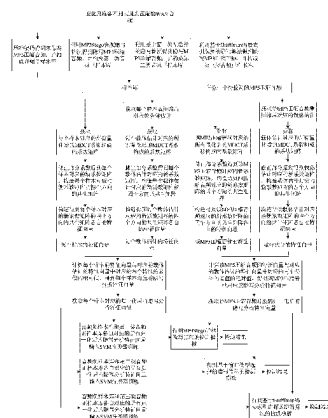
权利要求书4页 说明书12页 附图1页

(54) 发明名称

一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法,其通过分析 MP3 音频的存储主数据量化后的 MDCT 系数来进行隐写检测,由于在音频压缩编码过程中进行隐写操作会直接或间接的影响音频量化后的 MDCT 系数的变换,而这种细微的变换可以通过量化后 MDCT 系数的内部相关性这一敏感的特征来衡量,因此本发明方法根据自然音频量化后的 MDCT 系数的内部相关性这一原理来构造对隐写操作敏感的隐写分析特征向量,使得本发明方法具有通用性,能够同时对一类隐写算法的多种算法有检测效果;本发明方法构造得到的最终的隐写分析特征向量能够全面同时感知隐写操作对量化后的 MDCT 系数在水平、垂直、45 度角、135 度角这四个方向上相关性的影响,提高了隐写检测率,降低了误检率。



1. 一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法,其特征在于包括以下步骤:

①选取 N 个变化风格各不相同且未压缩的 WAV 音频,其中,  $N \geq 100$ ;

②利用 MP3 音频 8HZ 编码器对每个未压缩的 WAV 音频进行压缩编码,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的未隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个未隐写 MP3 压缩音频构成音频负样本库;

并利用 MP3Stego 音频隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第一类音频正样本库;利用基于窗口类型选择的隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第二类音频正样本库;利用基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第三类音频正样本库;

再由音频负样本库、第一类音频正样本库、第二类音频正样本库和第三类音频正样本库构成的一个样本库;

③利用 MP3 音频 lame 解码器对样本库中的每个样本进行解压缩,得到样本库中的每个样本对应的 WAV 音频;然后利用 MP3 音频 lame 编码器对样本库中的每个样本对应的 WAV 音频进行压缩编码,得到样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计;

④利用 MP3 音频 lame 解码器对样本库中的每个样本进行解压缩,提取出样本库中的每个样本中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数,以每个样本中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数作为一行,将样本库中的每个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成一个系数矩阵,将样本库中的第 i 个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成的系数矩阵记为  $X_i$ ,

$$X_i = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,575} & x_{1,576} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,575} & x_{2,576} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N_i^f,1} & x_{N_i^f,2} & \cdots & x_{N_i^f,575} & x_{N_i^f,576} \end{bmatrix}, \text{其中}, 1 \leq i \leq 4N, X_i \text{的维数为 } N_i^f \times 576, N_i^f \text{表示}$$

样本库中的第 i 个样本中包含的帧的总数,  $x_{1,1}$ 、 $x_{1,2}$ 、 $x_{1,575}$ 、 $x_{1,576}$  对应表示样本库中的第 i 个样本中的第 1 帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数,  $x_{2,1}$ 、 $x_{2,2}$ 、 $x_{2,575}$ 、 $x_{2,576}$  对应表示样本库中的第 i 个样本中的第 2 帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数,  $x_{N_i^f,1}$ 、 $x_{N_i^f,2}$ 、 $x_{N_i^f,575}$ 、 $x_{N_i^f,576}$  对应表示样本库中的第 i 个样本中的第  $N_i^f$  帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数;

⑤对样本库中的每个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成的系数矩阵中值大于 300 的系数进行修正,得到样本库中的每个样本对应的新系数矩阵,将样本库中的第 i 个样本对应的新系数矩阵记为  $X_i'$ ;

然后根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵,将  $X_i'$  的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵对应记为  $P_{i,0}$ 、 $P_{i,90}$ 、 $P_{i,45}$  和  $P_{i,135}$ ,将  $P_{i,0}$  中下标为 (p, q) 处的元素记为

$P_{i,0}(p,q), P_{i,0}(p,q) = \sum_{u=1}^{N_i^f} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ , 将  $P_{i,90}$  中下标为  $(p,q)$  处

的元素记为  $P_{i,90}(p,q), P_{i,90}(p,q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u+d,v} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ , 将  $P_{i,45}$  中下标

为  $(p,q)$  处的元素记为  $P_{i,45}(p,q), P_{i,45}(p,q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u+d,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ ,

将  $P_{i,135}$  中下标为  $(p,q)$  处的元素记为  $P_{i,135}(p,q)$ ,

$P_{i,135}(p,q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u+d,v} = p \text{ 且 } x'_{u,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ ; 其中,  $1 \leq p \leq 300, 1 \leq q \leq 300$ ,

$d$  表示共生矩阵的步长,  $x'_{u,v}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u,v)$  处的系数,  $x'_{u,v+d}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u,v+d)$  处的系数,  $x'_{u+d,v}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u+d,v)$  处的系数,  $x'_{u+d,v+d}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u+d,v+d)$  处的系数;

⑥根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,0}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,0}$ ;

根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的垂直方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的垂直方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,90}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,90}$ ;

根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 45 度角方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 45 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,45}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,45}$ ;

根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 135 度角方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 135 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,135}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,135}$ ;

⑦根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵、135 度角方向共生矩阵各自的特征向量,获取样本库中的每个样本的包含有 48 个特征的特征向量,将样本库中的第  $i$  个样本的包含有 48 个特征的特征向量记为  $F_i$ ,  $F_i$  为  $F_{i,0}$ 、 $F_{i,90}$ 、 $F_{i,45}$ 、 $F_{i,135}$  四个特征向量共包含的 48 个高阶统计特征按序构成;

⑧按照步骤④至步骤⑦的操作,以相同的方式获取样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计的包含有 48 个特征的特征向量,将样本库中的第  $i$  个样本重压缩后对应的载体估计的包含有 48 个特征的特征向量记为  $F_i^*$ ;

⑨计算样本库中的每个样本的特征向量与样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计的特征向量中对应的两个特征的差值的绝对值,得到样本库中的每个样本对应的包含有 48 个元素的隐写分析特征向量,将样本库中的第  $i$  个样本对应的包含有 48 个元素的隐写分析特征向量记为  $Y_i$ , 将  $Y_i$  中的第  $t$  个元素记为  $Y_i(t)$ ,  $Y_i(t) = |F_i(t) - F_i^*(t)|$ , 其中,  $1 \leq t \leq 48$ ,  $F_i(t)$  表示  $F_i$  中的第  $t$  个特征,  $F_i^*(t)$  表示  $F_i^*$  中的第  $t$  个特征, 符号 “ $||$ ” 为

取绝对值符号；

⑩对样本库中的每个样本对应的隐写分析特征向量进行归一化处理,得到样本库中的每个样本对应的归一化后的隐写分析特征向量；

⑪将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1,将样本库中属于第一类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1,然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第一类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到 MP3Stego 音频隐写算法的检测模板,记为  $M_1$ ;

同样,将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1,将样本库中属于第二类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1,然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第二类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到基于窗口类型选择的隐写算法的检测模板,记为  $M_2$ ;

将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1,将样本库中属于第三类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1,然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第三类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法的检测模板,记为  $M_3$ ;

⑫对于任意一个待检测的 MP3 压缩音频,按照步骤③至步骤⑩的过程,以相同的方式获取该 MP3 压缩音频对应的归一化后的隐写分析特征向量;然后分别利用 MP3Stego 音频隐写算法的检测模板  $M_1$ 、基于窗口类型选择的隐写算法的检测模板  $M_2$  和基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法的检测模板  $M_3$  对该 MP3 压缩音频对应的归一化后的隐写分析特征向量进行检测,以确定该 MP3 压缩音频是否经过隐写及隐写所采用的音频隐写算法。

2. 根据权利要求 1 所述的一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法,其特征在于所述的步骤⑤中样本库中的第  $i$  个样本对应的新系数矩阵  $X_i'$  的获取过程为:将

$$X_i' \text{ 中下标为 } (u, v) \text{ 处的系数记为 } x'_{u,v}, x'_{u,v} = \begin{cases} x_{u,v} & \text{如果 } x_{u,v} \leq 300 \\ 300 & \text{如果 } x_{u,v} > 300 \end{cases}, \text{ 其中, } 1 \leq u \leq N_i^f,$$

$1 \leq v \leq 576$ ,  $x_{u,v}$  表示  $X_i$  中下标为  $(u, v)$  处的系数。

3. 根据权利要求 1 或 2 所述的一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法,其特征在于所述的步骤⑥中  $F_{i,0}$  的获取过程为:  $F_{i,0} = [F_{i,0}(1), F_{i,0}(2), F_{i,0}(3), F_{i,0}(4), F_{i,0}(5), F_{i,0}(6), F_{i,0}(7), F_{i,0}(8), F_{i,0}(9), F_{i,0}(10), F_{i,0}(11), F_{i,0}(12)]$ , 其中,  $F_{i,0}(1), F_{i,0}(2), \dots$

,  $F_{i,0}(12)$  对应表示  $F_{i,0}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,  $F_{i,0}(1) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} (P_{i,0}(p, q))^2$ ,

$$F_{i,0}(2) = \max(P_{i,0}), F_{i,0}(3) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q) \times \log_2(P_{i,0}(p, q)),$$

$$F_{i,0}(4) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} \frac{P_{i,0}(p, q)}{1 + (p - q)^2}, \quad F_{i,0}(5) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} (p - mm)^2 \times P_{i,0}(p, q),$$

$$F_{i,0}(6) = \frac{(\sum_{p=1}^{300} p \times P_{i,0,x}(p)) \times (\sum_{q=1}^{300} q \times P_{i,0,y}(q))}{(\sum_{p=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times (p - \sum_{p=1}^{300} p \times P_{i,0,x}(p))^2) \times (\sum_{q=1}^{300} P_{i,0,y}(q) \times (q - \sum_{q=1}^{300} q \times P_{i,0,y}(q))^2)},$$

$$F_{i,0}(7) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times \log_2(P_{i,0,x}(p)), \quad F_{i,0}(8) = -\sum_{q=1}^{300} P_{i,0,y}(q) \times \log_2(P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(9) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q) \times \log_2(P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(10) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q) \times \log_2(P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(11) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, p) \times \log_2 P_{i,0}(p, p), \quad F_{i,0}(12) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, 300 - p) \times \log_2 P_{i,0}(p, 300 - p),$$

$$\max() \text{ 表示取最大值函数, } mm = \frac{1}{300 \times 300} \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q), \quad P_{i,0,x}(p) = \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q),$$

$$P_{i,0,y}(q) = \sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, q), \quad P_{i,0}(p, p) \text{ 表示 } P_{i,0} \text{ 中下标为 } (p, p) \text{ 处的元素, } P_{i,0}(p, 300 - p) \text{ 表示 } P_{i,0}$$

中下标为  $(p, 300 - p)$  处的元素；

按照  $F_{i,0}$  的获取过程，以相同的方式分别获取  $F_{i,90}$ 、 $F_{i,45}$  和  $F_{i,135}$ 。

## 一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种音频隐写检测技术,尤其是涉及一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法。

### 背景技术

[0002] 隐写是一种利用多媒体文件冗余性来隐藏隐秘信息的手段,其能够将要秘密传递的隐秘信息转换为比特流,隐藏到作为传递载体的多媒体文件中,其隐藏方式即为隐写算法。好的隐写算法具有良好的不可感知性和抗攻击性。为了监测隐写在互联网上的非法用途,隐写检测技术被提出。隐写检测技术通过对待测多媒体文件进行特征提取及分析,从而判断其是否含有隐秘信息。作为隐写和隐写分析的载体主要有文本、图像、视频、音频等。

[0003] 音频文件因其近年来在互联网上广泛流传,已成为隐写者与隐写检测者关注的热点。目前针对音频的隐写检测算法大多集中在非压缩域,针对一些经典的非压缩域音频隐写算法都有相应较为有效的隐写检测算法提出。近年来一些非压缩域的通用隐写分析算法也被提出,对多种非压缩域音频隐写算法均有检测效果。而目前针对压缩域音频的隐写检测算法都只是针对特定的某一种典型的隐写工具,如 MP3Stego 等,其无法用于检测 MP3 音频的其他隐写算法。

### 发明内容

[0004] 本发明所要解决的技术问题是提供一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法,其对多种 MP3 音频隐写方法均有检测效果。

[0005] 本发明解决上述技术问题所采用的技术方案为:一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法,其特征在于包括以下步骤:

[0006] ①选取 N 个变化风格各不相同且未压缩的 WAV 音频,其中,  $N \geq 100$ ;

[0007] ②利用 MP3 音频 8HZ 编码器对每个未压缩的 WAV 音频进行压缩编码,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的未隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个未隐写 MP3 压缩音频构成音频负样本库;

[0008] 并利用 MP3Stego 音频隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第一类音频正样本库;利用基于窗口类型选择的隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第二类音频正样本库;利用基于 Huffman 码索引选择的隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第三类音频正样本库;

[0009] 再由音频负样本库、第一类音频正样本库、第二类音频正样本库和第三类音频正样本库构成的一个样本库;

[0010] ③利用 MP3 音频 lame 解码器对样本库中的每个样本进行解压缩,得到样本库中的每个样本对应的 WAV 音频;然后利用 MP3 音频 lame 编码器对样本库中的每个样本对应的 WAV 音频进行压缩编码,得到样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计;

[0011] ④利用 MP3 音频 lame 解码器对样本库中的每个样本进行解压缩,提取出样本库中的每个样本中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数,以每个样本中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数作为一行,将样本库中的每个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成一个系数矩阵,将样本库中的第  $i$  个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成的系数矩阵记为  $X_i$ ,

$$X_i = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,575} & x_{1,576} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,575} & x_{2,576} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N_i^f,1} & x_{N_i^f,2} & \cdots & x_{N_i^f,575} & x_{N_i^f,576} \end{bmatrix}, \text{其中}, 1 \leq i \leq 4N, X_i \text{的维数为 } N_i^f \times 576, N_i^f \text{表示}$$

样本库中的第  $i$  个样本中包含的帧的总数,  $x_{1,1}$ 、 $x_{1,2}$ 、 $x_{1,575}$ 、 $x_{1,576}$  对应表示样本库中的第  $i$  个样本中的第 1 帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数,  $x_{2,1}$ 、 $x_{2,2}$ 、 $x_{2,575}$ 、 $x_{2,576}$  对应表示样本库中的第  $i$  个样本中的第 2 帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数,  $x_{N_i^f,1}$ 、 $x_{N_i^f,2}$ 、 $x_{N_i^f,575}$ 、 $x_{N_i^f,576}$  对应表示样本库中的第  $i$  个样本中的第  $N_i^f$  帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数;

[0012] ⑤对样本库中的每个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成的系数矩阵中值大于 300 的系数进行修正,得到样本库中的每个样本对应的新系数矩阵,将样本库中的第  $i$  个样本对应的新系数矩阵记为  $X_i'$ ;

[0013] 然后根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵,将  $X_i'$  的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵对应记为  $P_{i,0}$ 、 $P_{i,90}$ 、 $P_{i,45}$  和  $P_{i,135}$ ,将  $P_{i,0}$  中下标为  $(p, q)$  处的元素

记为  $P_{i,0}(p, q)$ ,  $P_{i,0}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ , 将  $P_{i,90}$  中下标为  $(p, q)$

处的元素记为  $P_{i,90}(p, q)$ ,  $P_{i,90}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u+d,v} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ , 将  $P_{i,45}$  中下标

为  $(p, q)$  处的元素记为  $P_{i,45}(p, q)$ ,  $P_{i,45}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u+d,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ ,

将  $P_{i,135}$  中下标为  $(p, q)$  处的元素记为  $P_{i,135}(p, q)$ ,

$P_{i,135}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u+d,v} = p \text{ 且 } x'_{u,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ ; 其中,  $1 \leq p \leq 300, 1 \leq q \leq 300$ ,

$d$  表示共生矩阵的步长,  $x'_{u,v}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u, v)$  处的系数,  $x'_{u,v+d}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u, v+d)$  处的系数,  $x'_{u+d,v}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u+d, v)$  处的系数,  $x'_{u+d,v+d}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u+d, v+d)$  处的系数;

[0014] ⑥根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵,构造样本库

中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,0}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,0}$ ;

[0015] 根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的垂直方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的垂直方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,90}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,90}$ ;

[0016] 根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 45 度角方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 45 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,45}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,45}$ ;

[0017] 根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 135 度角方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 135 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,135}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,135}$ ;

[0018] ⑦根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵、135 度角方向共生矩阵各自的特征向量,获取样本库中的每个样本的包含有 48 个特征的特征向量,将样本库中的第  $i$  个样本的包含有 48 个特征的特征向量记为  $F_i$ ,  $F_i$  为  $F_{i,0}$ 、 $F_{i,90}$ 、 $F_{i,45}$ 、 $F_{i,135}$  四个特征向量共包含的 48 个高阶统计特征按序构成;

[0019] ⑧按照步骤④至步骤⑦的操作,以相同的方式获取样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计的包含有 48 个特征的特征向量,将样本库中的第  $i$  个样本重压缩后对应的载体估计的包含有 48 个特征的特征向量记为  $F_i^*$ ;

[0020] ⑨计算样本库中的每个样本的特征向量与样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计的特征向量中对应的两个特征的差值的绝对值,得到样本库中的每个样本对应的包含有 48 个元素的隐写分析特征向量,将样本库中的第  $i$  个样本对应的包含有 48 个元素的隐写分析特征向量记为  $Y_i$ ,将  $Y_i$  中的第  $t$  个元素记为  $Y_i(t)$ ,  $Y_i(t) = |F_i(t) - F_i^*(t)|$ , 其中,  $1 \leq t \leq 48$ ,  $F_i(t)$  表示  $F_i$  中的第  $t$  个特征,  $F_i^*(t)$  表示  $F_i^*$  中的第  $t$  个特征,符号“ $||$ ”为取绝对值符号;

[0021] ⑩对样本库中的每个样本对应的隐写分析特征向量进行归一化处理,得到样本库中的每个样本对应的归一化后的隐写分析特征向量;

[0022] ⑪将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1,将样本库中属于第一类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1,然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第一类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到 MP3Stego 音频隐写算法的检测模板,记为  $M_1$ ;

[0023] 同样,将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1,将样本库中属于第二类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1,然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第二类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到基于窗口类型选择的隐写算法的检测模板,记为  $M_2$ ;



[0024] 将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1, 将样本库中属于第三类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1, 然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第三类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练, 得到基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法的检测模板, 记为  $M_3$ ;

[0025] ⑫对于任意一个待检测的 MP3 压缩音频, 按照步骤③至步骤⑩的过程, 以相同的方式获取该 MP3 压缩音频对应的归一化后的隐写分析特征向量; 然后分别利用 MP3Stego 音频隐写算法的检测模板  $M_1$ 、基于窗口类型选择的隐写算法的检测模板  $M_2$  和基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法的检测模板  $M_3$  对该 MP3 压缩音频对应的归一化后的隐写分析特征向量进行检测, 以确定该 MP3 压缩音频是否经过隐写及隐写所采用的音频隐写算法。

[0026] 所述的步骤⑤中样本库中的第  $i$  个样本对应的新系数矩阵  $X_i'$  的获取过程为: 将

$$X_i' \text{ 中下标为 } (u, v) \text{ 处的系数记为 } x'_{u,v}, x'_{u,v} = \begin{cases} x_{u,v} & \text{如果 } x_{u,v} \leq 300 \\ 300 & \text{如果 } x_{u,v} > 300 \end{cases}, \text{ 其中, } 1 \leq u \leq N_i^f,$$

$1 \leq v \leq 576$ ,  $x_{u,v}$  表示  $X_i$  中下标为  $(u, v)$  处的系数。

[0027] 所述的步骤⑥中  $F_{i,0}$  的获取过程为:  $F_{i,0} = [F_{i,0}(1), F_{i,0}(2), F_{i,0}(3), F_{i,0}(4), F_{i,0}(5), F_{i,0}(6), F_{i,0}(7), F_{i,0}(8), F_{i,0}(9), F_{i,0}(10), F_{i,0}(11), F_{i,0}(12)]$ , 其中,  $F_{i,0}(1), F_{i,0}(2), \dots$

,  $F_{i,0}(12)$  对应表示  $F_{i,0}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,  $F_{i,0}(1) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} (P_{i,0}(p, q))^2$ ,

$$F_{i,0}(2) = \max(P_{i,0}), F_{i,0}(3) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q) \times \log_2(P_{i,0}(p, q)),$$

$$F_{i,0}(4) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} \frac{P_{i,0}(p, q)}{1 + (p - q)^2}, \quad F_{i,0}(5) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} (p - mm)^2 \times P_{i,0}(p, q),$$

$$F_{i,0}(6) = \frac{(\sum_{p=1}^{300} p \times P_{i,0,x}(p)) \times (\sum_{q=1}^{300} q \times P_{i,0,y}(q))}{(\sum_{p=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times (p - \sum_{p=1}^{300} p \times P_{i,0,x}(p))^2) \times (\sum_{q=1}^{300} P_{i,0,y}(q) \times (q - \sum_{q=1}^{300} q \times P_{i,0,y}(q))^2)},$$

$$F_{i,0}(7) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times \log_2(P_{i,0,x}(p)), \quad F_{i,0}(8) = -\sum_{q=1}^{300} P_{i,0,y}(q) \times \log_2(P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(9) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q) \times \log_2(P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(10) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q) \times \log_2(P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(11) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, p) \times \log_2 P_{i,0}(p, p), \quad F_{i,0}(12) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, 300 - p) \times \log_2 P_{i,0}(p, 300 - p),$$

$\max()$  表示取最大值函数,  $mm = \frac{1}{300 \times 300} \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p,q)$ ,  $P_{i,0,x}(p) = \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p,q)$ ,

$P_{i,0,y}(q) = \sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p,q)$ ,  $P_{i,0}(p,p)$  表示  $P_{i,0}$  中下标为  $(p,p)$  处的元素,  $P_{i,0}(p, 300-p)$  表示  $P_{i,0}$

中下标为  $(p, 300-p)$  处的元素;

[0028] 按照  $F_{i,0}$  的获取过程, 以相同的方式分别获取  $F_{i,90}$ 、 $F_{i,45}$  和  $F_{i,135}$ 。

[0029] 与现有技术相比, 本发明的优点在于:

[0030] 1) 本发明方法通过分析 MP3 音频的存储主数据量化后的 MDCT 系数来进行隐写检测, 由于在音频压缩编码过程中进行隐写操作会直接或间接的影响音频量化后的 MDCT 系数的变换, 而这种细微的变换可以通过量化后 MDCT 系数的内部相关性这一敏感的特征来衡量, 因此本发明方法根据自然音频量化后的 MDCT 系数的内部相关性这一原理来构造对隐写操作敏感的隐写分析特征向量, 使得本发明方法具有通用性, 能够同时对一类隐写算法的多种算法有检测效果。

[0031] 2) 本发明方法利用待检测音频的量化后的 MDCT 系数构造其水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵四个不同方向的共生矩阵, 再构造包含每个方向的共生矩阵的高阶统计特征的特征向量作为最终的隐写分析特征, 这样得到的最终的隐写分析特征向量能够全面同时感知隐写操作对量化后的 MDCT 系数在水平、垂直、45 度角、135 度角这四个方向上相关性的影响, 从而提高了隐写检测率, 降低了误检率。

[0032] 3) 本发明方法对待检测音频通过重压缩过程得到矫正的音频, 对待检测音频和矫正音频同时提取特征向量, 再将两部分特征向量的差值作为最终的隐写分析特征向量, 这样能够消除音频本身内容风格引起的音频特征变化对隐写分析引起的音频特征变化的干扰, 使得本发明方法在嵌入秘密信息较少的情况下, 仍然具有较高的隐写检测率。

## 附图说明

[0033] 图 1 为本发明方法的总体实现框图。

## 具体实施方式

[0034] 以下结合附图实施例对本发明作进一步详细描述。

[0035] 本发明提出的一种基于共生矩阵分析的 MP3 音频隐写检测方法, 其总体实现框图如图 1 所示, 其包括以下步骤:

[0036] ①选取  $N$  个变化风格各不相同且未压缩的 WAV 音频, 其中,  $N \geq 100$ 。

[0037] 在具体实施时如可取  $N = 300$ , 如选取 300 个涵盖当前较为典型的各种音频风格而音频长度均为 15 秒的未压缩的 WAV 音频。

[0038] 在实际操作时, 选取的  $N$  个未压缩的 WAV 音频的长度既可以全部相同, 也可以部分相同, 也可以各不相同, 即对选取的未压缩的 WAV 音频的长度不作要求。

[0039] ②利用 MP3 音频 8HZ 编码器对每个未压缩的 WAV 音频进行压缩编码, 得到每个未压缩的 WAV 音频对应的未隐写 MP3 压缩音频, 由得到的  $N$  个未隐写 MP3 压缩音频构成音频

负样本库。在此,利用 MP3 音频 8HZ 编码器对每个未压缩的 WAV 音频进行压缩编码,实际上可以直接利用 MP3Stego 音频隐写工具对每个未压缩的 WAV 音频不隐写隐秘信息,只进行压缩编码,同样可以得到每个未压缩的 WAV 音频对应的 MP3 压缩音频。

[0040] 并利用 MP3Stego 音频隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第一类音频正样本库;利用基于窗口类型选择的隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第二类音频正样本库;利用基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法对每个未压缩的 WAV 音频隐写不同长度、不同内容的隐秘信息,得到每个未压缩的 WAV 音频对应的隐写 MP3 压缩音频,由得到的 N 个隐写 MP3 压缩音频构成第三类音频正样本库。

[0041] 再由音频负样本库、第一类音频正样本库、第二类音频正样本库和第三类音频正样本库构成的一个样本库。

[0042] 在此,MP3Stego 音频隐写算法、基于窗口类型选择的隐写算法和基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法均是在 MP3 音频 8HZ 编码器基础上实现的,对一个未压缩的 WAV 音频利用 MP3 音频 8HZ 编码器对其进行压缩编码,MP3Stego 音频隐写算法是在量化编码过程中通过调整编码参数主数据块长度的奇偶性来嵌入秘密信息的;基于窗口类型选择的隐写算法则是通过调整 MDCT 系数变化的窗类型来嵌入秘密信息的;基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法是在对量化编码的 MDCT 系数进行 Huffman 编码的过程中调整码表的索引来达到隐写的目的。

[0043] ③利用 MP3 音频 lame 解码器对样本库中的每个样本进行解压缩,得到样本库中的每个样本对应的 WAV 音频;然后利用 MP3 音频 lame 编码器对样本库中的每个样本对应的 WAV 音频进行压缩编码,得到样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计。

[0044] ④利用 MP3 音频 lame 解码器对样本库中的每个样本进行解压缩,提取出样本库中的每个样本中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数,以每个样本中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数作为一行,将样本库中的每个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成一个系数矩阵,将样本库中的第 i 个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成的系数矩阵记为  $X_i$ ,

$$X_i = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,575} & x_{1,576} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,575} & x_{2,576} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N_i^f,1} & x_{N_i^f,2} & \cdots & x_{N_i^f,575} & x_{N_i^f,576} \end{bmatrix}, \text{其中}, 1 \leq i \leq 4N, X_i \text{的维数为 } N_i^f \times 576, N_i^f \text{表示}$$

样本库中的第 i 个样本中包含的帧的总数,  $x_{1,1}$ 、 $x_{1,2}$ 、 $x_{1,575}$ 、 $x_{1,576}$  对应表示样本库中的第 i 个样本中的第 1 帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数,  $x_{2,1}$ 、 $x_{2,2}$ 、 $x_{2,575}$ 、 $x_{2,576}$  对应表示样本库中的第 i 个样本中的第 2 帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数,  $x_{N_i^f,1}$ 、 $x_{N_i^f,2}$ 、 $x_{N_i^f,575}$ 、 $x_{N_i^f,576}$  对应表示样本库中的第 i 个样本中的第  $N_i^f$  帧的第 1 个、第 2 个、第 575 个、第 576 个量化后的 MDCT 系数。

[0045] ⑤对样本库中的每个样本对应的所有量化后的 MDCT 系数构成的系数矩阵中值大于 300 的系数进行修正,得到样本库中的每个样本对应的新系数矩阵,将样本库中

的第  $i$  个样本对应的新系数矩阵记为  $X_i'$ 。在本实施例中,步骤⑤中样本库中的第  $i$  个样本对应的新系数矩阵  $X_i'$  的获取过程为:将  $X_i'$  中下标为  $(u, v)$  处的系数记为  $x'_{u,v}$ ,

$$x'_{u,v} = \begin{cases} x_{u,v} & \text{如果 } x_{u,v} \leq 300 \\ 300 & \text{如果 } x_{u,v} > 300 \end{cases}, \text{ 其中, } 1 \leq u \leq N_i^f, 1 \leq v \leq 576, x_{u,v} \text{ 表示 } X_i \text{ 中下标为 } (u, v)$$

处的系数,  $x_{u,v}$  亦表示修正前样本库中的第  $i$  个样本中的第  $u$  帧的第  $v$  个量化后的 MDCT 系数。

[0046] 然后根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵,将  $X_i'$  的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵对应记为  $P_{i,0}$ 、 $P_{i,90}$ 、 $P_{i,45}$  和  $P_{i,135}$ ,将  $P_{i,0}$  中下标为  $(p, q)$  处的元素

$$\text{记为 } P_{i,0}(p, q), P_{i,0}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}, \text{ 将 } P_{i,90} \text{ 中下标为 } (p, q)$$

$$\text{处的元素记为 } P_{i,90}(p, q), P_{i,90}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u+d,v} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}, \text{ 将 } P_{i,45} \text{ 中下标}$$

$$\text{为 } (p, q) \text{ 处的元素记为 } P_{i,45}(p, q), P_{i,45}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u,v} = p \text{ 且 } x'_{u+d,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases},$$

将  $P_{i,135}$  中下标为  $(p, q)$  处的元素记为  $P_{i,135}(p, q)$ ,

$$P_{i,135}(p, q) = \sum_{u=1}^{N_i^f-d-1} \sum_{v=1}^{576-d-1} \begin{cases} 1, & \text{如果 } x'_{u+d,v} = p \text{ 且 } x'_{u,v+d} = q \\ 0, & \text{否则} \end{cases}; \text{ 其中, } 1 \leq p \leq 300, 1 \leq q \leq 300,$$

$d$  表示共生矩阵的步长,在本实施例中取  $d = 2$ ,  $x'_{u,v}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u, v)$  处的系数,  $x'_{u,v+d}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u, v+d)$  处的系数,  $x'_{u+d,v}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u+d, v)$  处的系数,  $x'_{u+d,v+d}$  表示  $X_i'$  中下标为  $(u+d, v+d)$  处的系数。

[0047] 在此,由于一个音频的所有量化后的 MDCT 系数中值小于 300 的比例较大,因为本发明方法为减少共生矩阵的维数,对于系数矩阵中所有大于 300 的系数的值全部用 300 来替换,得到数值变化范围为 0-300 的新系数矩阵。

[0048] ⑥根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,0}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,0}$ ,  $F_{i,0} = [F_{i,0}(1), F_{i,0}(2), F_{i,0}(3), F_{i,0}(4), F_{i,0}(5), F_{i,0}(6), F_{i,0}(7), F_{i,0}(8), F_{i,0}(9), F_{i,0}(10), F_{i,0}(11), F_{i,0}(12)]$ , 其中,  $F_{i,0}(1), F_{i,0}(2), \dots, F_{i,0}(12)$  对应表示  $F_{i,0}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,

$$F_{i,0}(1) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} (P_{i,0}(p, q))^2, F_{i,0}(2) = \max(P_{i,0}), F_{i,0}(3) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q) \times \log_2(P_{i,0}(p, q)),$$

$$F_{i,0}(4) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} \frac{P_{i,0}(p, q)}{1 + (p - q)^2}, \quad F_{i,0}(5) = \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} (p - mm)^2 \times P_{i,0}(p, q),$$

$$F_{i,0}(6) = \frac{(\sum_{p=1}^{300} p \times P_{i,0,x}(p)) \times (\sum_{q=1}^{300} q \times P_{i,0,y}(q))}{(\sum_{p=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times (p - \sum_{p=1}^{300} p \times P_{i,0,x}(p))^2) \times (\sum_{q=1}^{300} P_{i,0,y}(q) \times (q - \sum_{q=1}^{300} q \times P_{i,0,y}(q))^2)},$$

$$F_{i,0}(7) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times \log_2(P_{i,0,x}(p)), \quad F_{i,0}(8) = -\sum_{q=1}^{300} P_{i,0,y}(q) \times \log_2(P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(9) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q) \times \log_2(P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(10) = -\sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q) \times \log_2(P_{i,0,x}(p) \times P_{i,0,y}(q)),$$

$$F_{i,0}(11) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, p) \times \log_2 P_{i,0}(p, p), \quad F_{i,0}(12) = -\sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, 300-p) \times \log_2 P_{i,0}(p, 300-p),$$

$$\max() \text{ 表示取最大值函数, } mm = \frac{1}{300 \times 300} \sum_{p=1}^{300} \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q), \quad P_{i,0,x}(p) = \sum_{q=1}^{300} P_{i,0}(p, q),$$

$$P_{i,0,y}(q) = \sum_{p=1}^{300} P_{i,0}(p, q), \quad P_{i,0}(p, p) \text{ 表示 } P_{i,0} \text{ 中下标为 } (p, p) \text{ 处的元素, } P_{i,0}(p, 300-p) \text{ 表示 } P_{i,0}$$

中下标为  $(p, 300-p)$  处的元素;

[0049] 根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的垂直方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的垂直方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,90}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,90}$ ,  $F_{i,90} = [F_{i,90}(1), F_{i,90}(2), F_{i,90}(3), F_{i,90}(4), F_{i,90}(5), F_{i,90}(6), F_{i,90}(7), F_{i,90}(8), F_{i,90}(9), F_{i,90}(10), F_{i,90}(11), F_{i,90}(12)]$ , 其中,  $F_{i,90}(1), F_{i,90}(2), \dots, F_{i,90}(12)$  对应表示  $F_{i,90}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,获取  $F_{i,90}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征采用的公式与获取  $F_{i,0}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征采用的公式相同。

[0050] 根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 45 度角方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 45 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,45}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,45}$ ,  $F_{i,45} = [F_{i,45}(1), F_{i,45}(2), F_{i,45}(3), F_{i,45}(4), F_{i,45}(5), F_{i,45}(6), F_{i,45}(7), F_{i,45}(8), F_{i,45}(9), F_{i,45}(10), F_{i,45}(11), F_{i,45}(12)]$ , 其中,  $F_{i,45}(1), F_{i,45}(2), \dots, F_{i,45}(12)$  对应表示  $F_{i,45}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,获取  $F_{i,45}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征采用的公式与获取  $F_{i,0}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征采用的公式相同。

[0051] 根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 135 度角方向共生矩阵,构造样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的 135 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量,将  $P_{i,135}$  的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量记为  $F_{i,135}$ ,  $F_{i,135} = [F_{i,135}(1), F_{i,135}(2), F_{i,135}(3), F_{i,135}(4), F_{i,135}(5), F_{i,135}(6), F_{i,135}(7), F_{i,135}(8), F_{i,135}(9), F_{i,135}(10), F_{i,135}(11), F_{i,135}(12)]$ , 其中,  $F_{i,135}(1), F_{i,135}(2), \dots, F_{i,135}(12)$  对应表示  $F_{i,135}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,获取  $F_{i,135}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征采用的公式与获取  $F_{i,0}$  中

的第 1 个至第 12 个高阶统计特征采用的公式相同。

[0052] ⑦根据样本库中的每个样本对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵、135 度角方向共生矩阵各自的特征向量, 获取样本库中的每个样本的包含有 48 个特征的特征向量, 将样本库中的第  $i$  个样本的包含有 48 个特征的特征向量记为  $F_i$ ,  $F_i$  为  $F_{i,0}$ 、 $F_{i,90}$ 、 $F_{i,45}$ 、 $F_{i,135}$  四个特征向量共包含的 48 个高阶统计特征按序构成, 即  $F_i$  中的第 1 个至第 12 个特征对应为  $F_{i,0}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,  $F_i$  中的第 13 个至第 24 个特征对应为  $F_{i,90}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,  $F_i$  中的第 25 个至第 36 个特征对应为  $F_{i,45}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征,  $F_i$  中的第 37 个至第 48 个特征对应为  $F_{i,135}$  中的第 1 个至第 12 个高阶统计特征。

[0053] ⑧按照步骤④至步骤⑦的操作, 以相同的方式获取样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计的包含有 48 个特征的特征向量, 将样本库中的第  $i$  个样本重压缩后对应的载体估计的包含有 48 个特征的特征向量记为  $F_i^*$ 。即先利用 MP3 音频 lame 解码器对样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计进行解压缩, 提取出样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数, 以每个样本重压缩后对应的载体估计中的每帧的 576 个量化后的 MDCT 系数作为一行, 将样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计对应的所有量化后的 MDCT 系数构成一个系数矩阵; 然后对样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计对应的所有量化后的 MDCT 系数构成的系数矩阵中值大于 300 的系数进行修正, 得到样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计对应的新系数矩阵; 接着构造样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵和 135 度角方向共生矩阵; 之后构造样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量、垂直方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量、45 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量、135 度角方向共生矩阵的包含有 12 个高阶统计特征的特征向量; 再根据样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计对应的新系数矩阵的水平方向共生矩阵、垂直方向共生矩阵、45 度角方向共生矩阵、135 度角方向共生矩阵各自的特征向量, 获取样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计的包含有 48 个特征的特征向量。

[0054] ⑨计算样本库中的每个样本的特征向量与样本库中的每个样本重压缩后对应的载体估计的特征向量中对应的两个特征的差值的绝对值, 得到样本库中的每个样本对应的包含有 48 个元素的隐写分析特征向量, 将样本库中的第  $i$  个样本对应的包含有 48 个元素的隐写分析特征向量记为  $Y_i$ , 将  $Y_i$  中的第  $t$  个元素记为  $Y_i(t)$ ,  $Y_i(t) = |F_i(t) - F_i^*(t)|$ , 其中,  $1 \leq t \leq 48$ ,  $F_i(t)$  表示  $F_i$  中的第  $t$  个特征,  $F_i^*(t)$  表示  $F_i^*$  中的第  $t$  个特征, 符号 “ $||$ ” 为取绝对值符号。

[0055] ⑩采用现有的归一化处理技术对样本库中的每个样本对应的隐写分析特征向量进行归一化处理, 得到样本库中的每个样本对应的归一化后的隐写分析特征向量。

[0056] ⑪将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1, 将样本库中属于第一类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1, 然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第一类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后

的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到 MP3Stego 音频隐写算法的检测模板,记为  $M_1$ 。

[0057] 同样,将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1,将样本库中属于第二类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1,然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第二类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到基于窗口类型选择的隐写算法的检测模板,记为  $M_2$ 。

[0058] 将样本库中属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 -1,将样本库中属于第三类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量标记为 +1,然后将标记后的属于音频负样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量和属于第三类音频正样本库的所有样本各自对应的归一化后的隐写分析特征向量输入 SVM 分类器进行训练,得到基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法的检测模板,记为  $M_3$ 。

[0059] ⑫对于任意一个待检测的 MP3 压缩音频,按照步骤③至步骤⑩的过程,以相同的方式获取该 MP3 压缩音频对应的归一化后的隐写分析特征向量;然后分别利用 MP3Stego 音频隐写算法的检测模板  $M_1$ 、基于窗口类型选择的隐写算法的检测模板  $M_2$  和基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法的检测模板  $M_3$  对该 MP3 压缩音频对应的归一化后的隐写分析特征向量进行检测,以确定该 MP3 压缩音频是否经过隐写及隐写所采用的音频隐写算法。

[0060] 为进一步说明本发明方法的可行性和有效性,进行试验。

[0061] 一个 MP3 压缩音频一次隐写分析的结果可能会出现以下四种情况的其中一种:1) 待检测的 MP3 压缩音频为含密载体,隐写检测方法的判断结果也为含密载体,属于真阳性 (True Positive);2) 待检测的 MP3 压缩音频为原始载体,隐写检测方法判断其为含密载体,属于假阳性,虚警 (False Positive);3) 待检测的 MP3 压缩音频为原始载体,隐写检测方法的判断结果也为原始载体,属于真阴性 (True Negative);4) 待检测的 MP3 压缩音频为含密载体,隐写检测方法判断其为原始载体,属于假阴性,误警 (False Negative)。

[0062] 对多个 MP3 压缩音频进行检测时,检测正确率、虚警率、误警率可分别用以下公式表示:

[0063]

$$\text{检测正确率} = \frac{\text{真阳性MP3音频数} + \text{真阴性MP3音频数}}{\text{真阳性MP3音频数} + \text{虚警MP3音频数} + \text{真阴性MP3音频数} + \text{误警MP3音频数}}$$

$$\text{虚警率} = \frac{\text{虚警MP3音频数}}{\text{虚警MP3音频数} + \text{真阴性MP3音频数}}, \quad \text{误警率} = \frac{\text{误警MP3音频数}}{\text{误警MP3音频数} + \text{真阳性MP3音频数}}。$$

[0064] 对 50 个利用 MP3Stego 音频隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频及 50 个干净的未隐写 MP3 压缩音频,按照步骤③至步骤⑩的过程,以相同的方式获取 100 个 MP3 压缩音频各自对应的归一化后的隐写分析特征向量;然后利用  $M_1$  分别对 100 个 MP3 压缩音频各自对应的归一化后的隐写分析特征向量进行检测,属于真阳性的音频有 48 个,属于误警的音频有 2 个,属于真阴性的音频有 47 个,属于虚警的音频有 3 个,检测结果如表 1 所列。

[0065] 表 1 利用 MP3Stego 音频隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频及未隐写 MP3 压

## 缩音频的检测结果

[0066]

	隐写 MP3 压 缩音频	未隐写 MP3 压缩 音频	检测正确率	虚警率	误警率
实际结果	50	50	/	/	/
检测结果	49	51	95.00%	6%	4%

[0067] 对 50 个利用基于窗口类型选择的隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频及 50 个干净的未隐写 MP3 压缩音频,按照步骤③至步骤⑩的过程,以相同的方式获取 100 个 MP3 压缩音频各自对应的归一化后的隐写分析特征向量;然后利用  $M_2$  分别对 100 个 MP3 压缩音频各自对应的归一化后的隐写分析特征向量进行检测,属于真阳性的音频有 49 个,属于误警的音频有 1 个,属于真阴性的音频有 50 个,属于虚警的音频有 0 个,检测结果如表 2 所列。

[0068] 表 2 利用基于窗口类型选择的隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频及未隐写 MP3 压缩音频的检测结果

[0069]

	隐写 MP3 压 缩音频	未隐写 MP3 压缩 音频	检测正确率	虚警率	误警率
实际结果	50	50	/	/	/
检测结果	52	48	99.00%	0%	2%

[0070] 对 50 个利用基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频及 50 个干净的未隐写 MP3 压缩音频,按照步骤③至步骤⑩的过程,以相同的方式获取 100 个 MP3 压缩音频各自对应的归一化后的隐写分析特征向量;然后利用  $M_3$  分别对 100 个 MP3 压缩音频各自对应的归一化后的隐写分析特征向量进行检测,属于真阳性的音频有 44 个,属于误警的音频有 6 个,属于真阴性的音频有 42 个,属于虚警的音频有 8 个,检测结果如表 3 所列。

[0071] 表 3 利用基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频及未隐写 MP3 压缩音频的检测结果

[0072]



	隐写 MP3 压 缩音频	未隐写 MP3 压缩 音频	检测正确率	虚警率	误警率
实际结果	50	50	/	/	/
检测结果	49	51	86.00%	16%	12%

[0073] 从表 1 至表 3 中可以看出,本发明方法对利用 MP3Stego 音频隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频、利用基于窗口类型选择的隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频、利用基于 Huffman 码表索引选择的隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频均有较好的检测效果,并且虚警率和误警率也比较低,其中针对利用基于窗口类型选择的隐写算法隐写得到的隐写 MP3 压缩音频检测效果最好,检测正确率最高,误警率和虚警率最低。这充分说明了本发明方法相对通用的隐写检测算法是可行的和有效的。

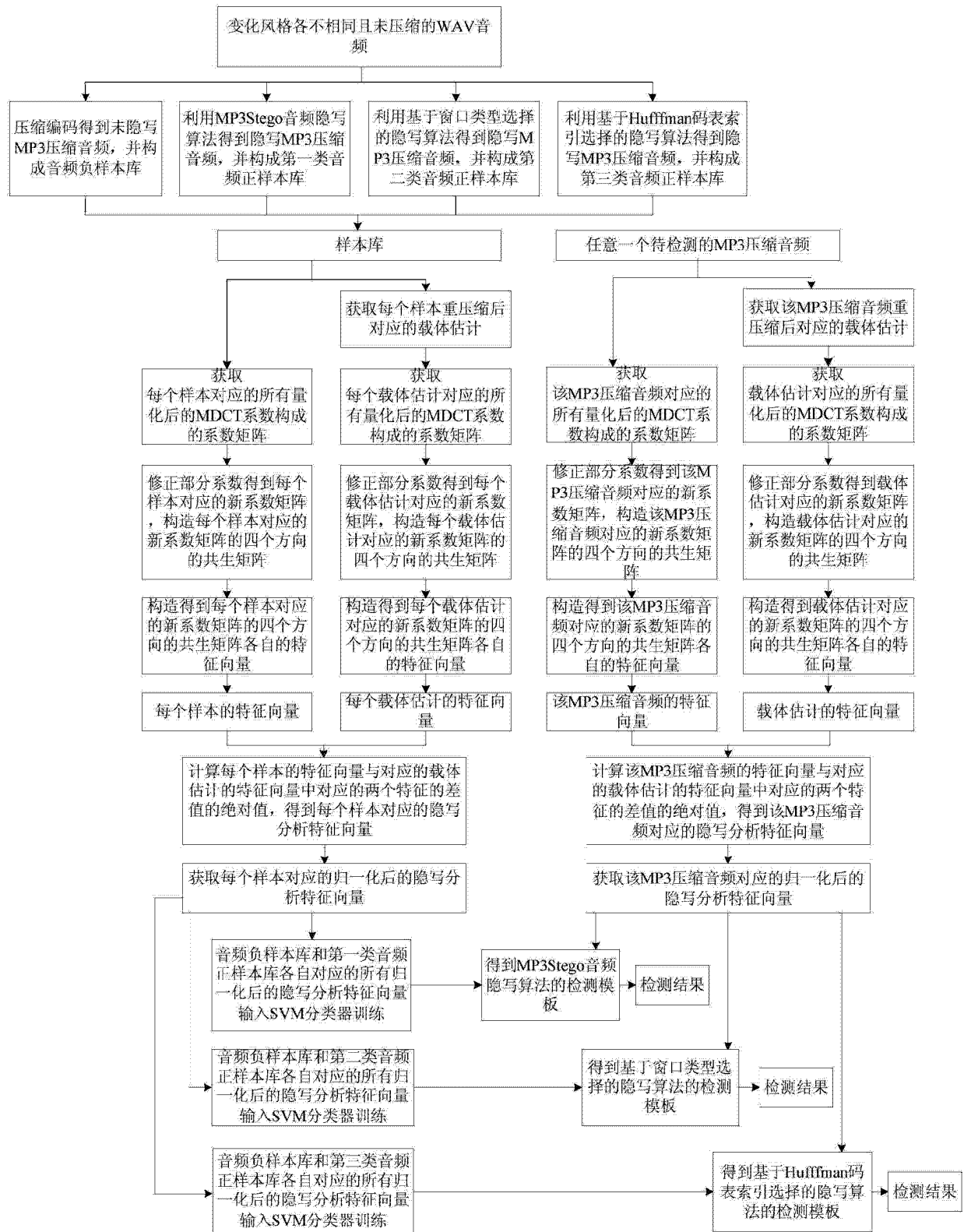


图 1