

基于盲源分离的多重音频数据库水印算法

崔新春¹, 贺 洁¹, 秦小麟²

(1. 曲阜师范大学信息技术与传播学院, 山东日照 276826; 2. 南京航空航天大学信息科学与技术学院, 江苏南京 210016)

摘 要: 将语音特征引入数据库水印, 提出一种基于盲源分离的多重音频数据库水印算法. 把语音信号混合成水印信息后嵌入到关系数据库中. 多重水印提取后, 采用基于最大信噪比的盲源分离算法分离语音信息, 应用动态时间规整算法的语音识别技术, 将语音信息进行模板匹配确定版权归属.

关键词: 数据库水印; 盲源分离; 音频; 版权保护

中图分类号: TP392 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012) 01-0078-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.01.013

A Multiple Audio Watermarking for Database Based on Blind Source Separation

CUI Xin-chun¹, HE Jie¹, QIN Xiao-lin²

(1. College of Information Technology and Communication, Qufu Normal University, Rizhao, Shandong 276826, China;

2. College of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract: By introducing speech, a multiple audio watermarking algorithm for database based on blind source separation is presented. The watermarking, a mixture of the speech signals of multiple copyright owners is inserted into database. After multiple watermarking is extracted, the speech signals of copyright owners will be separated by blind source separation algorithm based on maximum signal noise ratio. The speeches are matched by speech recognition technology based on DWT algorithm in order to prove that speeches are owned by multiple copyright owners.

Key words: database watermark; blind source separation; audio; copyright protection

1 引言

数据库水印技术^[1~8]通过在数据库中嵌入水印信息来确定数据库的版权归属. 2002年8月, R. Agrawal等首次提出了数据库水印的问题并且给出了一个基于字符统计信息的数据库水印算法^[1,2]. Sion等提出了数值型数据关系数据库水印技术^[5,9]. 牛夏牧等提出了一种嵌入小量有实际意义字符串的数据库水印方案^[3]. 张指浩等研究了一种将图像嵌入到关系数据库中的新型数据库水印方案^[6]. 张勇结合云模型理论提出了基于云模型的水印关系数据库方案^[4].

以上关系数据库水印算法中, 通常采用伪随机序列、版权所有者相关文本信息的二进制序列等作为水印信息, 水印信息的有效性不强且和版权所有人的相关性不足. 因此, 即使成功提取水印, 依然存在版权归属难题. 本文将语音做为水印信息, 提出了一种基于盲源分

离(Blind Source Separation, BSS)的多重音频数据库水印算法. 在关系数据库嵌入多重音频水印, 采用基于最大信噪比的BSS算法^[10~12]提取水印信息, 实现数据库版权保护.

2 基于盲源分离的多重音频数据库水印算法

2.1 水印生成算法

步骤1 语音信息特征提取^[13]

首先将版权所有者的语音信息进行特征提取^[14,15], 并保存在参考模板库中. 把录制好的多个版权所有人的语音信息混合后嵌入到关系数据库中. 水印信息提取之后, 将待检测的水印信息转化为测试语音信息, 提取其特征后, 与参考模板库中版权人的语音进行匹配, 根据匹配结果, 确定版权归属.

目前表征说话人特征^[14]主要用线性预测倒谱系数(Linear Prediction Cepstrum Coefficient, LPCC)和梅尔倒谱

系数(Mel-Frequency Cepstrum Coefficient, MFCC). MFCC 参数在低频段具有较高的谱分辨率,对噪声的鲁棒性优于 LPCC,因此更适合于语音识别.人的听觉系统是一个特殊的非线性系统,它响应不同频率信号的灵敏度是不同的. MFCC 充分利用了人耳这种特殊的听觉感知特性. MFCC 参数的计算是以“bark”为其频率基准的,它与线性频率的转换关系如式(1)所示:

$$f_{mel} = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (1)$$

MFCC 参数是按帧进行计算的.首先要通过快速傅立叶变换(FFT)得到该帧信号的功率谱 $S(n)$,转换成 Mel 频率下的功率谱.这需要计算前在语音的频谱范围内设置若干个带通滤波器:

$$H_m(n), m=0,1,\dots,M-1; n=0,1,\dots,\frac{N}{2}-1 \quad (2)$$

其中, M 为滤波器的个数,通常取 24; N 为一帧语音信号的点数,为了计算 FFT 的方便,通常将 N 取为 256. 采用的滤波器为简单的三角形滤波器,其中心频率为 f_m ,它们均匀分布在 Mel 频率轴上.在线性频率上,当 m 较小时,相邻的 f_m 间隔也很小,随着 m 的增加,相邻的 f_m 间隔则逐渐拉开.而且在频率较低的区域, f 和 f_m 之间有一段是线性的.

MFCC 参数通常采用如下步骤计算:

(1) 确定每帧语音采样序列的点数.对每帧序列 $s(n)$ 进行预加重处理后再经过离散 FFT 变换,取模的平方得到离散功率谱 $S(n)$.

(2) 计算 $S(n)$ 通过 M 个 $H_m(n)$ 后所得的功率谱,即 $S(n)$ 和 $H_m(n)$ 在各离散频率点上乘积之和,得到 M 个参数 $P_m, m=0,1,\dots,M-1$.

(3) 取 P_m 的自然对数,得到 $L_m, m=0,1,\dots,M-1$.

(4) 对 $L_0, L_1, \dots, L_{M-1}$ 进行离散余弦变换,得到 $D_m, m=0,1,\dots,M-1$.

(5) 舍去代表直流分量成分的 D_0 ,取 $D_1, D_2, \dots, D_k$ 作为 MFCC 的参数.

步骤 2 语音信号混合

本文采用线性混合模型.设 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 为 m 维观测信号,它是由 n 维独立源信号向量 $\mathbf{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 线性混合而成,这种线性混合模型表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{H}\mathbf{s} = \sum_{j=1}^n h_{js} s_j, j=1,2,\dots,n \quad (3)$$

式中: $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_n]$ 为 $m \times n$ 阶满秩信号混合矩阵; $\mathbf{h}_j$ 为混合矩阵的 n 维列向量.式(3)可写成矩阵形式,即

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{11} & \cdots & h_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ h_{m1} & \cdots & h_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{bmatrix} \quad (4)$$

步骤 3 多重水印的生成

语音信号混合后,得到一个 m 维矩阵 $\mathbf{x}$,从矩阵 $\mathbf{x}$ 中顺序取出一维序列 $\mathbf{W}$,并将其转化为“0,1”码.序列 $\mathbf{W}$ 中第 k 个元素用 $w(k)$ 表示.为提高水印算法的鲁棒性,采用线性反馈移位寄存器^[16]生成的伪随机序列对 $\mathbf{W}$ 中所有的元素进行排序,即

$$w_p = Pmt(\mathbf{W}) = \{w_p(k) = w(k'), 0 \leq k, k' < M \times N\} \quad (5)$$

通过排序操作,序列 $\mathbf{W}$ 中的第 k' 个元素就移到第 k 个元素的位置上. $\mathbf{W}$ 即为最终嵌入水印信息.

2.2 水印嵌入算法

设待嵌入水印的关系数据库用 $R(P, A_1, \dots, A_s, \dots)$ 表示,其中 P 为主关键字, $A_1, \dots, A_s$ 为 s 个可嵌入水印的数值型属性列, R 由 n 个元组 $r_1, r_2, \dots, r_n$ 组成,每个元组 r 都有 1 个主关键字 r . P 和 s 个数值型值 r . $A_1, \dots, r, A_i, \dots, r, A_s$. 这样可通过改变 $n \times s$ 个属性值的最低有效位(Least Significant Bit, LSB)实现水印的嵌入.水印嵌入流程图 1 所示.

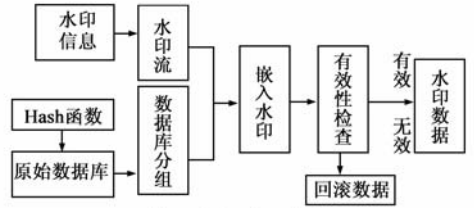


图1 水印嵌入流程

水印嵌入主要步骤如下:

(1) 根据关系数据库可用性以及容错性等要求选择数据库中满足条件的数值型字段.

(2) 对关系数据库可嵌入水印的元组进行标记,并分组.

数据元组是利用单向 Hash 函数的方法标记的.对于一个单向 Hash 函数 H ,输入一个任意长度的消息 M ,函数返回一个固定长度的 Hash 值 h ,即 $h = Hash(M)$.给定 M 和 H ,可以很容易求出 $h = Hash(M)$,但反过来给定 h 和 H ,很难找到 M' 使 $Hash(M) = Hash(M')$.因此,在水印信息嵌入前,用 Hash 函数对元组所属的主键和元组属性名生成 Hash 值,对元组进行标记.一般地,为了加强水印嵌入算法的安全性,在对元组求 Hash 值时会加上密钥信息^[9].设元组属性为 A_i ,主键为 r . P ,嵌入密钥为 K_s ,标记为 L_i ,则:

$$L_i = Hash(K_s, r, p, A_i) \quad (6)$$

为了提高水印的鲁棒性和嵌入、提取的速度,需要对数据进行分组.设 $L = w \times t$ (w 为水印流的位数, t 为重复嵌入水印的次数),分组编号为 $Group_j$,则:

$$Group_j = L_i \bmod L \quad (7)$$

因为 L_i 的生成是隐蔽的,所以分组信息 $Group_j$ 也是安全的。

(3)在元组分组中,根据嵌入因子进行水印的嵌入操作。

为保证数据库的使用价值不被破坏,一般要根据嵌入水印的数量,选择一个合适的嵌入比例.用字母 λ 表示嵌入因子,控制嵌入水印的数据占总数据的比例。

$$\lambda = \frac{\text{数据库中的总数据}}{\text{嵌入水印的数据}} \quad (8)$$

水印嵌入时,根据水印信息位和数据嵌入位,共同决定是否修改原来的数据.当水印位为 1 时,数据嵌入位为 1,数据不改变,数据嵌入位为 0,则数据嵌入位置 1;当水印位为 0 时,数据嵌入位为 0,数据不改变,数据嵌入位为 1,则数据嵌入位置 0。

(4)有效性检验.引入允许误差 $|\delta|$,即嵌入水印后的数据与初始数据的误差.设修改后的数据为 X' ,初始数据为 X ,则

$$|\delta| = \frac{|X' - X|}{|X|} \times 100\% \quad (9)$$

如果在误差允许范围内,则水印嵌入成功;如果超出误差允许范围,则水印嵌入失败,将水印嵌入过程回滚,继续在可嵌入水印的其他数据进行水印嵌入操作.允许误差 $|\delta|$ 一般选取在 0.2% 于 1% 之间.水印嵌入通常由版权所有人或者可信第三方执行,具体算法描述如下:

//算法 1 水印嵌入算法

```
//输入:关系 R
//输出:水印后的关系 R'
 $E[w] = \text{Hash}(K_s, M)$ ;
for each tuple  $r \in R$  do
{
 $L_i = \text{Hash}(K_s, r, P)$ ;
 $L_i \rightarrow \text{Group}_j, j = L_i \bmod (w \times t)$ ;
}
for( $i = 0; i < w \times t; i++$ )
{
 $\text{encode}(\text{Group}_j, W[i \% w])$ ;
if  $\text{check\_validity}(\text{Group}_j)$ 
commit;
else
rollback;
}
 $\text{encode}(\text{Group}_j, \text{bit } b)$  // 嵌入函数
{for each tuple in subset  $\text{Group}_j$ 
if  $[L_i \bmod (w \times t)] \bmod \lambda = 0$ 
{
bit_index  $j = [L_i \bmod (w \times t)] \bmod s$ ;
if  $b == 0$ 
set  $j$ -th bit to 0;
else
set  $j$ -th bit to 1;
}
}
```

2.3 水印提取和检测算法

水印提取一般由仲裁者(可信第三方)执行.本算法的流程如图 2 所示。

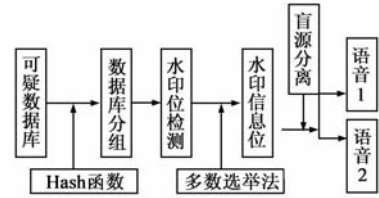


图2 水印提取流程

水印提取的主要步骤如下:

步骤 1 提取关系数据库中的水印信息

(1)找出待检测关系数据库中嵌入水印信息的数值型数据。

(2)恢复数值型数据的元组标记和分组。

根据 Hash 函数计算每个元组标记 L_i ,并用各个标记除以 $L(L = w \times t, w$ 为水印流的位数, t 为重复嵌入水印的次数)的不同余数将所有元组分为 $w \times t$,获得水印的嵌入位置。

(3)在分组提取水印的信息位。

对第 $i, w \times 1 + i, w \times 2 + i, \dots, w \times (t - 1) + i$ 分组中的水印采用多数选举法,得出水印信息的第 i 位 $W[i], i = 0, 1, 2, \dots, w - 1$;并将结果保存在水印信息分组 $water[i]$ 中。

目前多应用多数选举法保证提取和检测水印信息的可靠性.多数选举法就是在水印提取的过程中,如果某一位的水印信息在提取时具有不同值的情况,采取统计的方法,遵循少数服从多数的原则,来确定该位信息值的方法.多数选举法提高了水印提取的正确率,增强了水印的鲁棒性。

(4)还原 $water[i]$ 中的信息,得到水印信息 W' . 水印提取算法描述如算法 2 所示。

步骤 2 利用盲源分离还原版权所有人语音信息

基于最大信噪比的盲源分离算法^[10,11]以盲源分离效果越好时信噪比越大这一特点,建立信噪比目标函数,把优化过程转换为广义特征值求解过程,用求出的广义特征值构成特征向量矩阵——分离矩阵,该算法是全局最优的盲源分离算法,计算复杂度较低。

(1)将提取的水印信息 W' ,进行伪随机逆排序得 w_s ,即:

$$w_s = \text{InvPmt}(W') = \{w_s(k) = w'(k'), 0 \leq k, k' < M \times N\} \quad (10)$$

然后将提取出的一维序列还原为矩阵,得到观测信号。

(2)应用基于最大信噪比的盲源分离算法,从观测

信号中恢复出源语音信号。

步骤3 应用基于 DTW 的语音识别方法进行版权确定^[13,17]

版权所有人的语音确认过程,实际上是一个语音识别过程,关系数据库中水印受到的攻击可视为噪声。语音识别系统方案如图 3 所示。

在训练阶段,对特征参数进行处理后,为每个词条得到一个模型,保存为参考模板库。在识别阶段,语音信号经过相同的通道得到语音特征参数,生成测试模板,使之与参考模板进行匹配,把匹配分数最高的参考模板作为识别结果。在本文中提取版权所有人源语音信号的 MFCC 的特征参数,生成参考模板。将水印信息从受到攻击后的数据库中提取出来,经过盲源分离得到待测语音信号,提取其 MFCC 特征参数,生成测试模板中,使之与参考模板进行匹配,以此来确定版权归属。在孤立词语音识别中,本文采用动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)算法^[14,17,18]。

//算法2 水印提取算法

```
输入:水印后的关系 R
输出:提取的水印 M
for each tuple
{
     $L_i = Hash(K_s, r, P)$ 
     $Group_j = L_i / (w \times r)$ 
}
for ( $i = 0; i < w \times r; i++$ )
{
    mark1[ $i$ ] = decode( $Group_j$ );
    for ( $i = 0; i < w; i++$ )
         $M[i] = majority\_vote(mark1[i], mark1[i + L], \dots,$ 
             $mark1[i + w \times (r - 1)])$ 
}

decode( $Group_j$ ) //水印提取函数
{
    for each tuple in  $Group_j$ 
    if [ $L_i \bmod (w \times t)$ ] mod  $\lambda == 0$ 
    {
        bit_index  $j = [L_i \bmod (w \times t)] \bmod s$ ;
        if  $j$ -th bit equals to 0
            mark2[]  $\leftarrow$  0;
        else if  $j$ -th bit equals to 1
            mark2[]  $\leftarrow$  1;
        else break;
    }
    return mark2;
}
```

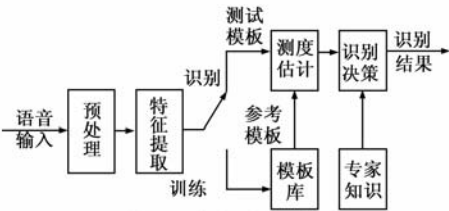


图3 语音识别子系统

3 仿真实验及性能分析

本文仿真实验所选用数据库共有 50000 个元组,每个元组有 23 个属性,其中包含 8 个数值型属性和 6 个文本型属性。我们选取其中的 8 个数值型数据组成实验数据库,这些数值型属性的值是介于 0.00 到 9999.99 之间的任意正数。

实验环境为 Pentium 2.66GHz CPU, 1G RAM, SUN JDK 1.5, 使用 Windows XP2, 后台数据库系统使用 Microsoft Office Access 2003, 前端编程环境为 Java, 使用 JDBC 访问的数据库。本实验的水印生成和水印检测算法采用 matlab7.0 实现。我们利用 Matlab 里的 Wavrecord 命令,对一位男士和一位女士声音信号按 8kHz 采样频率采样 8000 点,内容分别为“数字水印”、“信息安全”。语音波形如图 4 所示。

将采集的两路语音信号通过随机产生的混合矩阵 $A = \{0.9501, 0.6068\} \{0.2311, 0.4860\}$ 进行线性混合,混合信号如图 5 所示。经过伪随机排序后,得到最终需要嵌入的水印信息。

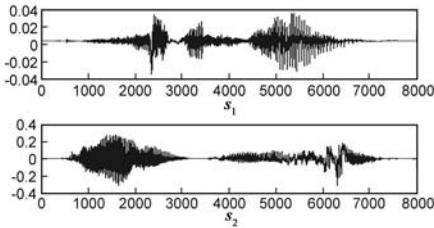


图4 版权所有人语音

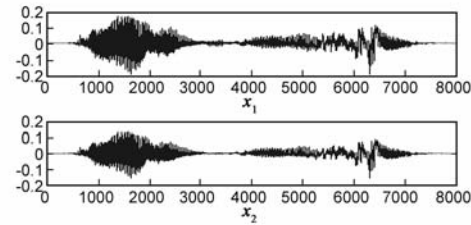


图5 混合后语音信号

3.1 透明性

在本文的算法中引入允许误差 $|\delta|$, 对嵌入水印的后的数据进行有效性检验。如果在误差允许范围内,则水印嵌入成功;如果超出误差允许范围,则水印嵌入失败,将水印嵌入过程回滚,继续在可嵌入水印的其他数据进行水印嵌入操作。这样在理论上保证了水印的透明性,不影响数据库的使用价值。表 1 显示了嵌入水印后关系数据库各属性列的均值、方差的整体变化。

3.2 鲁棒性

关系数据库在使用过程中经常会有数据更新,如增加、删除和替换数据,也有可能遭到恶意攻击。为检验本文所提出算法的鲁棒性,在此选取子集选取、子

表 1 水印在各属性列所引入的总体误差

属性	均值	方差	均值改变量	方差改变量
A1	3256.78	1456.23	0	0
A2	2562.25	286.54	0	0
A3	148.27	102.86	2.3E-4	4.6E-4
A4	12.89	6.91	0	0
A5	309.52	28.55	0	0
A6	3410.14	1694.02	0	0
A7	146.30	25.37	4.6E-5	6.3E-5
A8	7421.15	2310.49	0	0

集更改、子集增加等攻击进行实验模拟。

(1) 子集选取攻击

在这种攻击中,数据攻击者不使用水印关系数据库的全部元组或属性,仅使用原数据库中元组或属性的子集,来试图擦除水印。仿真实验从实验数据库中选取使用不同比率的数据来模拟子集选择攻击。检测结果如图 6 所示。

实验结果表明,数据库攻击者选取的子集越多,检测时提取到的水印越多,在选取 60% 数据的情况下,经过基于最大信噪比的盲源分离得到版权所有人语音波形,如图 7 所示,分离矩阵为 $W = \{0.6875, -0.7612; -0.7591, -0.6894\}$ 。经过模板匹配后依然能识别出版权所有人的语音,算法显示很好的健壮性。

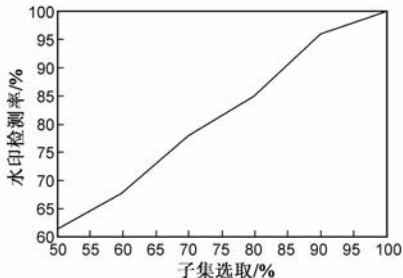


图6 子集选取的检测结果

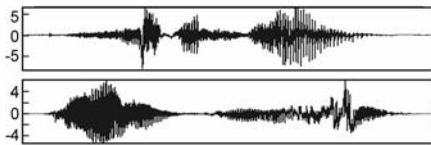


图7 子集选取攻击后盲源分离波形图

(2) 子集更改攻击

数据库攻击者修改水印关系数据库中某些元组属性值,试图擦除水印的一种攻击方式。仿真实验通过修改含水印实验数据库的某些属性来模拟子集更改攻击。检测结果如图 8 所示。

实验结果表明子集更改达 40% 时,经过盲源分离出版权所有人的语音波形图如图 9 所示,经过模板匹配,依然能识别出版权所有人的语音,很好地显示了该水印算法的鲁棒性。

(3) 子集增加攻击

在子集增加攻击中,数据库攻击者增加一些属性和元组到水印关系数据库中。本实验通过向含水印实验数据库中增加不同比率的数据来模拟子集增加攻击。检测结果如图 10 所示。

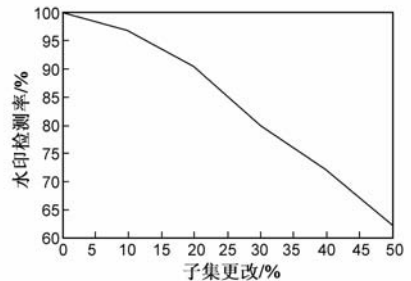


图8 子集更改的检测结果

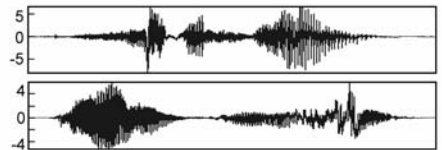


图9 子集更改攻击后盲源分离波形图

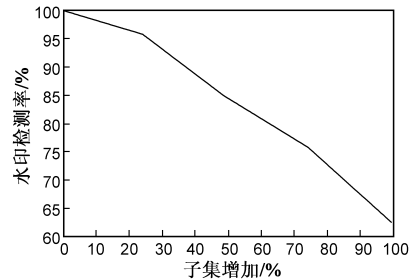


图10 子集增加的检测结果

实验结果表明子集增加攻击对水印检测的影响不大,水印算法显示了很好的鲁棒性。

4 小结

本文提出了基于盲源分离的多重音频数据库水印算法,将语音作为水印嵌入到关系数据库中,语音作为一种生物特征,具有唯一性、确定性,将数据库与其所有者联系起来。通过仿真实验模拟各种攻击,仿真结果表明该算法具有良好的鲁棒性。

参考文献

- [1] R Agrawal, Jerry Kiernan. Watermarking relational databases [A]. Proceeding of the 28th VLDB Conference [C]. Hongkong, China, 2002. 155 - 166.
- [2] R Agrawal, P J Haas, J Kiernan. Watermarking relational data: Framework, algorithms and analysis[J]. VLDB Journal, 2003, (3): 157 - 169.
- [3] 牛夏牧, 赵亮, 黄文军, 张慧. 利用数字水印技术实现数据库的版权保护[J]. 电子学报, 2003, 31(12A): 2050 - 2053. NIU Xia-mu, ZHAO Liang, HUANG Wen-jun, ZHANG Hui.

- Watermarking relational databases for ownership protection[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12A): 2050 – 2053. (in Chinese)
- [4] 张勇, 赵东宁, 李德毅. 关系数据库数字水印技术[J]. 计算机工程与应用, 2003, (25): 193 – 195.
Zhang Yong, Zhao Dong-ning, Li De-yi. Digital watermarking for relational databases[J]. Computer Engineering and Applications, 2003, (25): 193 – 195. (in Chinese)
- [5] Sion R, Atallah M, Sunil Prabhakar. Watermarking Relational Databases[R]. Indiana: the Center for Education and Research in Information Assurance and Security of Purdue University, 2002.
- [6] Zhihao Zhang, Xiaoming Jin, Jianmin Wang. Watermarking relational database using image[A]. Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics [C]. Shanghai, 2004. 1739 – 1744.
- [7] 张勇, 牛夏牧. 一种用于关系数据库的可逆水印技术[J]. 电子学报, 2006, 34(12A): 2425 – 2428.
ZHANG Yong, NIU Xia-mu. Reversible watermark technique for relational databases[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12A): 2425 – 2428. (in Chinese)
- [8] 郑吉平, 秦小麟, 崔新春. 基于数字水印的数据库角色访问控制模型[J]. 电子学报, 2006, 34(10): 1906 – 1910.
ZHENG Ji-ping, QIN Xiao-lin, CUI Xin-chun. Digital watermark based database model using RBAC[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(10): 1906 – 1910. (in Chinese)
- [9] Radu Sion, Mikhail Atallah, Sunil Prabhakar. Rights protection for relational data[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2004, 16(12): 1509 – 1525.
- [10] 马建仓, 牛奕龙, 陈海洋. 盲信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006. 85 – 113.
MA Jian-cang, NIU Yi-long, CHEN Hai-yang. Blind Signal Processing [M]. Beijing: National defence industry press, 2006. 85 – 113. (in Chinese)
- [11] 张小兵, 马建仓, 陈翠华, 等. 基于最大信噪比的盲源分离算法[J]. 计算机仿真, 2006, 23(10): 72 – 75.
ZHANG Xiao-bing, MA Jian-cang, CHEN Cui hua, et al. A blind source separation algorithm based on maximum signal noise ratio[J]. Computer Simulation, 2006, 23(10): 72 – 75. (in Chinese)
- [12] Borga. Learning Multi-Dimensional Signal Processing [D]. Linköping, Sweden: Linköping University, 1998.
- [13] 何强, 何英. Matlab 扩展编程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003. 300 – 345.
- [14] 吴朝晖, 杨莹春. 说话人识别模型与方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009. 18 – 19.
- [15] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版, 2000.
BIAN Zhao-qi, ZHANG Xue-gong. Pattern Recognition[M]. Beijing: Qinghua University Press, 2000. (in Chinese)
- [16] 王秋生, 孙圣和. 一种在数字音频信号中嵌入水印的新算法[J]. 声学学报, 2001, 26(5): 464 – 467.
WANG Qiusheng, SUN Shenghe. A novel algorithm for embedding watermarks into digital audio signals[J]. Acta Acustica, 2001, 26(5): 464 – 467. (in Chinese)
- [17] 刘敬伟, 徐美芝, 郑忠国, 程乾生. 基于 DTW 的语音识别和说话人识别的特征选择[J]. 模式识别与人工智能, 2005, 18(1): 50 – 54.
LIU Jing-Wei, XU Mei-Zhi, ZHENG Zhong-Guo, CHENG Qian-Sheng. DTW-based feature selection for speech recognition and speaker recognition[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2005, 18(1): 50 – 54. (in Chinese)
- [18] Rabiner I R, Juang B H. Fundamentals of Speech Recognitions [M]. New Jersey, USA: Prentice Hall, 1993.

作者简介



崔新春 男, 博士, 副教授. 1971 年 8 月出生于山东招远. 1995 年毕业于山东师范大学计算机系, 其后在曲阜师范大学从事教学科研工作. 主要从事信息安全及数据库应用等方面的有关研究.

E-mail: cxcsd@126.com

秦小麟 男, 教授、博士生导师. 1953 年 6 月出生于江苏南京. 现为南京航空航天大学信息科学与技术学院信息安全研究所所长, 主要从事安全数据库、空间数据库、信息安全等方面的研究工作.