

卷积交织参数的盲估计

甘 露^{1,2}, 刘宗辉¹, 廖红舒¹, 李立萍¹

(1. 电子科技大学电子工程学院, 四川成都 611731; 2. 通信系统信息控制技术国家级重点实验室, 浙江嘉兴 314003)

摘 要: 通信系统中的交织技术在抗信道衰落引起的突发错误方面发挥着重要作用, 能大大提高信息传输的可靠性. 其中卷积交织由于能减少时延和存储量, 得到了广泛应用. 本文在非合作环境中针对信道编码中常用的卷积交织技术, 提出了一种对交织参数进行盲估计的方法. 所提方法通过构造去交织器, 将截取数据流的起始位置信息转换成交织延时偏差, 利用伽罗华域中的高斯约当消元法和线性分组码的性质, 实现了对卷积交织参数的有效估计. 计算机仿真结果表明, 即使在比特误码率为 0.01 时, 本文所提算法仍可以达到较好的估计效果.

关键词: 线性分组码; 卷积交织; 盲估计

中图分类号: TN971.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 09-2173-05

Blind Estimation of the Parameters of Convolutional Interleave

GAN Lu^{1,2}, LIU Zong-hui¹, LIAO Hong-shu¹, LI Li-ping¹

(1. School of Electronic Engineering, University Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China;

2. National Laboratory of Information Control Technology for Communication System, Jiaxing, Zhejiang 314033, China)

Abstract: The technology of interleaving plays an important role in avoiding burst errors by fading channel in communication systems and can greatly improve the reliability of data transmission. The convolutional interleave is widely used because it can reduce delay and save memory space. For the convolutional interleave in the channel coding, a method is proposed to blindly estimate the interleave parameters in the non-cooperative context. It can estimate these parameters effectively by constructing the deinterleaver, converting the initial location of the intercepted data to the delay deviation of interleaving, and then making use of Gaussian-Jordan elimination through pivoting algorithm in Galois Fields and the properties of linear block code. Computer simulation results show that the proposed algorithm can provide good performance even when the bit error rate is 0.01.

Key words: linear block code; convolutional interleave; blind estimation

1 引言

在通信系统中, 用纠正随机独立差错信道编码技术来纠正衰落信道引起的突发错误效果常常并不明显. 为抵抗这些突发错误, 在实际应用中往往将纠错编码与数据交织技术相结合, 交织技术在纠正信道突发错误方面起着至关重要的作用. 在发送端加上数据交织器^[1], 在接收端接入去交织器, 使信道的突发错误分散开, 把突发差错信道改成独立的随机差错信道, 从而能充分发挥纠错编码的作用.

在非合作通信中, 侦察方截获到通信信号后, 如要得到敌方所传递的信息, 不仅需要完成信号层面上的调制类型识别、调制参数估计等, 还需要进一步对通信系统中的交织和信道编码参数进行估计. 通常去交织是在信道解码之前, 所以对交织参数的盲估计是非合作通信中信息层处理的第一步. 在实际应用中, 常用的两种交

织器分别是矩阵交织器和卷积交织器. 近年来对交织参数的盲估计越来越受到研究人员的重视, 主要针对线性分组码采用矩阵交织时交织参数的盲估计, 如: 文献[2]中提出的“秩准则”算法, 利用了不同假设交织深度下数据矩阵秩的变化来估计矩阵交织参数, 在无误码情况下, 可以实现对交织参数的准确估计, 而在有误差码情况下, 此算法性能则急剧恶化. 文献[3~5]提出的利用伽罗华域上的高斯约当消元法对矩阵交织参数进行盲估计, 该算法考虑了接收数据中存在误码的情况, 所以更适用于实际信道, 但该方法所需计算量较大. 文献[6]研究了卷积交织参数的盲估计算法, 该算法利用卷积交织序列直接构造数据矩阵, 根据卷积交织的特点, 通过对比观察数据矩阵在不同假设交织周期内的码元关系, 实现了对卷积交织参数的盲估计, 但由于在卷积交织周期内不包括整数倍的完整分组码元, 所以该方法未能估计出交织延时偏差, 不具备实用性.

本文首先介绍了卷积交织器的基本原理,其次提出了一种新的卷积交织参数估计算法,最后对所提算法的识别性能进行了计算机仿真验证.与文献[4~6]中交织参数估计方法不同的是,本文先通过假设交织参数,构造去交织器,对交织数据去交织,恢复原编码数据,同时将截取交织数据的起始位置信息归结到交织延时偏差,最后由去交织后的编码数据构造数据矩阵,实现了对卷积交织参数的盲估计.由于本文针对去交织后的编码数据矩阵进行分析,可有效地减小所需要的数据长度,降低运算量.

2 卷积交织器原理

卷积交织器是一种连续工作的交织器,由 Ramsey^[7]和 Fomey^[8]分别提出.卷积交织器在不考虑信道时延的情况下,它本身所产生的设备时延比矩阵交织器时延小一半,相应的设备存储量也少一半,因此更广泛应用于实际数字通信系统中,其结构如图1所示.编码序列在切换开关的作用下依次进入 B 条支路,周而复始.每个支路的延迟缓存器数依次以 M 的倍数增加,输出端用同步的切换开关从 B 条支路轮流取

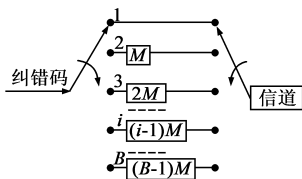


图1 卷积交织器交织原理图

出符号.变量 B 称为交织宽度(支路数),代表交织后相邻的符号在交织前的最小距离,变量 M 表示单位交织深度(延迟缓存大小),是交织前相邻的符号在交织后的最小距离.将图1上下倒置,就可得到卷积去交织器.

下面举例说明卷积交织器的原理.

设 $B=3, M=3$, 交织器输入序列为 $\{a_i\}$, 输出序列是 $\{b_i\}$, 去交织器输出序列是 $\{c_i\}$, 交织器和去交织器的初始状态都为0,如图2所示.



图2 卷积交织过程示意图

若 $\{a_i\}: 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9\ 10\ 11\ 12\ 13\ 14\ 15\ 16\ 17\ 18\ 19\ 20\ 21\ \dots\dots$

则 $\{b_i\}: 1\ 0\ 0\ 4\ 0\ 0\ 7\ 0\ 0\ 10\ 2\ 0\ 13\ 5\ 0\ 16\ 8\ 0\ 19\ 11\ 3\ 22\ 14\ 6\ \dots\dots$

将 $\{b_i\}$ 接入对应的去交织器,如图3所示,即可得到 $\{c_i\}$, 去掉 $\{c_i\}$ 的前 $(B-1) \cdot B \cdot M$ 位(交织器和去交织器内的初始值)得到 $\{c_i\}: 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ \dots$, 与原输入序



图3 去卷积交织过程示意图

列 $\{a_i\}$ 正好相同.

3 卷积交织参数的估计

3.1 基本概念和符号

假设信道是二进制对称信道,截取到的编码交织数据为 $\mathbf{Z} = z_0 z_1 \dots z_l$, 若无误码数据设为 $\mathbf{X} = x_1 x_2 \dots x_l$, 信道中的错误图案为 $\mathbf{E} = e_1 e_2 \dots e_l$, 则有 $\mathbf{Z} = \mathbf{X} + \mathbf{E}$. 设编码数据码长为 n , 信息位长为 k , 卷积交织宽度为 B , 交织深度为 M . 在实际应用中 B, M 值的选择与级联的线性分组码的码长 n 有关, B 与 M 的乘积一般是码长的整数倍, 即若线性分组码采用 (n, k) 码, 通常取:

$$n = B \cdot M \quad (1)$$

在非合作通信中, 侦察方通常不知道截取的数据起点位于分组码的第几比特, 设起始位 z_0 为分组码的第 d ($0 \leq d \leq n-1$) 比特数据, d 称为码组延时偏差. 由于编码序列是按组依次进入卷积交织器, 所以 d 可以分成交织宽度延时偏差 d_B ($0 \leq d_B \leq B-1$) 和交织深度延时偏差 d_M ($0 \leq d_M \leq M-1$). d_B, d_M 总称为交织延时偏差, 即截取的数据起始点 z_0 进行卷积交织时位于交织器的第 (d_B+1) 条支路的第 (d_M+1) 位延迟存储单元(从右至左数), d 与 d_B, d_M 满足关系:

$$d = d_B + d_M \cdot B \quad (2)$$

3.2 需要估计的参数

从上述卷积交织器的介绍可以看出, 如果想对已交织后的数据进行正确去交织, 恢复交织前的编码数据, 必须估计的参数如下: 卷积交织宽度 B , 卷积交织深度 M , 码组偏差 d 或者交织宽度偏差 d_B 和交织深度偏差 d_M .

3.3 卷积交织参数的盲估计

3.3.1 算法原理

因为对线性分组码而言, 同一码组内的校验码元与信息码元具有线性相关性, 所以可以利用此特性对交织参数进行估计. 本文中将码组内校验码元所在的列向量称为“相关列”.

算法核心思想是: 首先假设交织参数构造去交织器, 对交织序列进行去交织, 由去交织后的序列构造数据矩阵 $\mathbf{H}$. 尽可能找出 $\mathbf{H}$ 中所有校验码元所在的“相关列”数目 Q . 可利用伽罗华域上的高斯约当消元法对 $\mathbf{H}$ 进行初等变换化成一个下三角矩阵 $\mathbf{L}$, 根据下半部分矩阵 $\mathbf{L}_d$ 的列向量汉明重量大小计算 Q . 其具体步骤参见文献[3,4], 可以证明:

$$Q = \text{Card} \{ k \in \{1, \dots, \hat{B} \cdot \hat{M}\} / \phi(k) < \beta \} \quad (3)$$

其中 $\text{Card}\{\}$ 表示集合的基数, $\hat{B}, \hat{M}$ 分别为假设交织宽度和假设交织深度, $\phi(k)$ 为 $\mathbf{L}_d$ 第 k 列向量汉明重量与 $\mathbf{L}_d$ 所有列向量汉明重量均值的比值, β 定义为检测门

限.

若 $\hat{B} = B, \hat{M} = M$, 且 $\hat{B} \cdot \hat{M} = \alpha \cdot n, \alpha \in \mathbf{N}(\alpha$ 一般设为 1) 时, Q 达到最大值; 若 $\hat{B} \neq B, \hat{M} \neq M$, 即 $\hat{B} \cdot \hat{M} \neq \alpha \cdot n$ 时, $\mathbf{H}$ 为随机二进制矩阵, 每行向量中的分组码元位置混排, 列向量均相互独立, 因此 Q 值等于 0.

定义数据矩阵 $\mathbf{H}$ 的校验码元“相关列”数 Q 与总列数 $(\hat{B} \cdot \hat{M})$ 的比值为 χ , 即:

$$\chi = Q / (\hat{B} \cdot \hat{M}) \quad (4)$$

我们将 χ 值的大小作为估计卷积交织参数的重要指标. 当以假设交织参数 $\hat{B}, \hat{M}, \hat{d}_B, \hat{d}_M$ 对接收交织序列进行处理和去交织后, 以 $\hat{B} \cdot \hat{M}$ 为列数排列好的数据矩阵 $\mathbf{H}$ 经初等变换化成下三角矩阵 $\mathbf{L}$. 当 $\mathbf{H}$ 每行向量为一个独立分组码时, 化简后的下半部分矩阵 $\mathbf{L}_d$ 中校验码元所在的“相关列”汉明重量相对信息码元所在列向量的汉明重量较小^[9], 当检测到的校验码元“相关列”数目占矩阵总列数的比例 χ 达到最大值时, 则可认为此时选取的 $\hat{B}, \hat{M}, \hat{d}_B, \hat{d}_M$ 为卷积交织参数的最佳估计值.

综上所述可知: 当且仅当交织参数 B, M 估计正确时, 数据矩阵 $\mathbf{H}$ 的行向量按正确分组码元顺序排列, 可被检测到的校验码元“相关列”数目 Q 值大于 0, 而当 d_B, d_M 估计正确(码组同步)时, Q 值可达到最大, 即 χ 值最大. 而当 B, M 假设错误时, 去交织后的数据分组码元混排, $\mathbf{H}$ 等价于随机二进制矩阵, 列向量之间互不相关, 可被检测到的“相关列”数目 Q 为 0, 即 χ 等于 0, 从而可判断此时交织参数假设错误.

3.3.2 检测门限 β 的选择

在无误码情况下, 校验码元所在的“相关列”可化为全 0 向量, 因此, 只要检测门限 β 大于 0, 就可以检测出所有的校验列向量, 得出正确的 Q 值. 而在有误码情况下, 初等变换后 $\mathbf{L}_d$ 中校验码元“相关列”向量的汉明重量可能不为 0, 根据列向量汉明重量计算 Q 的方法则出现门限效应, 若 β 比较大, 则可能将信息码元“非相关列”判断为是校验码元“相关列”, 引起误报, 若 β 比较小, 则可能会将校验码元“相关列”判断为信息码元“非相关列”, 引起漏报, 因此, β 的选择应受误码率 P_e 的影响. 理论上, β 值应使误报概率和漏报概率之和 P_{md} 达最小. 即:

$$\beta = \arg \min_{\beta} (P_{md}(\beta, \dots)) \quad (5)$$

由于本文是由去交织后的编码数据构造矩阵, 当假设交织参数错误时, 去交织后的数据服从二进制(0, 1)随机分布, 只要门限 β 不太大 ($\beta \leq 0.6$), 理论上可检测到的 Q 值等于 0, 即 $\chi \approx 0$; 而当假设交织参数正确时, 去交织后的数据矩阵每行向量为一个分组码, 校验码元列向量是信息码元列向量的线性组合, 因此, 只要 β 不太小 ($\beta \geq 0.2$), 可检测到的 Q 值满足: $Q \approx (n - k)$

> 0 , 即 $\chi \approx k/n > 0$. 在一定误码率下, 当 β 值选择合适, 保证正确交织参数下的 $Q(\chi)$ 达到最大值, 则可以完成对交织参数的正确估计.

3.3.3 算法的具体实现步骤

首先设定交织宽度 $\hat{B}$ 的最大可检测值 $B_{\max}$, 最小可检测值 $B_{\min}$, 交织深度 $\hat{M}$ 的最大检测值 $M_{\max}$, 最小检测值 $M_{\min}$, 检测门限 β 值.

设 $\hat{B}$ 从 $B_{\min}$ 到 $B_{\max}$ 变化, $\hat{M}$ 从 $M_{\min}$ 到 $M_{\max}$ 变化, 交织宽度延时偏差 $\hat{d}_B$ 从 0 到 $\hat{B} - 1$ 变化, 交织深度延时偏差 $\hat{d}_M$ 从 0 到 $M - 1$ 变化, 四个估计参数构成四维循环, 每次循环进行以下步骤:

步骤 1 设校验位列数 Q 的初始值为 0, Q 与 $\hat{B} \cdot \hat{M}$ 的比值 χ 初始值为 0.

步骤 2 根据设定的参数首选去掉截取交织序列的前 $\hat{B} - \hat{d}_B$ 比特数据, 使截取起始数据从交织器的第 1 条支路开始, 然后再去掉前 $(\hat{M} - \hat{d}_M - 1) \cdot \hat{B}$ 比特数据, 使去交织前的截取数据起点为分组码的首位码元, 最后对数据进行去交织.

步骤 3 删掉去交织后的前 $(\hat{B} - 1) \cdot \hat{M} \cdot \hat{B}$ 比特数据, 以消除交织器和去交织器内的初始数据对编码数据的影响, 保证最终处理的数据全为编码码元, 且起点是分组码的首位码元.

步骤 4 将最终编码数据按行依次填充到一个 $\hat{B} \cdot \hat{M}$ 列、 N 行的矩阵 $\mathbf{H}$ 中, 其中 N 为编码数据总长度与 $(\hat{B} \cdot \hat{M})$ 的比值取整.

步骤 5 将排列好的数据矩阵 $\mathbf{H}$ 进行初等列变换化成下三角矩阵 $\mathbf{L}$.

步骤 6 取 $\mathbf{L}$ 的下半部分矩阵 $\mathbf{L}_d$ ($\mathbf{L}$ 的第 $\hat{B} \cdot \hat{M} + 1$ 行到末行向量组成), 计算 $\mathbf{L}_d$ 的列向量汉明重量 B_i ($i = 1, 2, \dots, \hat{B} \cdot \hat{M}$), 并计算 B_k 的均值 m_B .

步骤 7 令 i 从 1 到 $\hat{B} \cdot \hat{M}$ 循环变化, 若 B_i 满足: $B_i / m_B < \beta$, 则 Q 值加 1.

步骤 8 根据统计的 Q 值, 利用式(4)计算 χ , 若 χ 值大于之前循环计算所得的最大值, 则将本次循环对应的 $\hat{B}, \hat{M}, \hat{d}_B, \hat{d}_M$ 赋值于 B', M', d'_B, d'_M , 否则继续下次循环.

当所有循环结束, 得出的 B', M', d'_B, d'_M 即为卷积交织参数 B, M, d_B, d_M 的最佳估计值.

3.3.4 评论

(1) 文献[6]所提算法中, 针对卷积交织数据直接进行参数估计, 由于卷积交织后的编码数据至少在 $B \cdot n$ 的符号长度内才可能出现同一码组内的数据, 因此填充数据矩阵 $\mathbf{H}$ 时, 列数至少等于 $B \cdot n$, 矩阵才非满秩, 而本文利用去交织后的数据构造数据矩阵, 列数等于 $B \cdot M$ 时, 矩阵则非满秩. 两种算法均是通过对比下半部

分矩阵 L_d 的列向量汉明重量来计算数据矩阵的秩, 为对比两种算法所需数据长度, 设 L_d 列向量维数均等于 N_1 , 则文献[6]构造数据矩阵所需要的数据长度 l_1 满足: $l_1 \geq (B \cdot n + N_1) \cdot (B \cdot n)$, 本文所需数据长度 l_2 满足: $l_2 \geq (B \cdot M + N_1) \cdot (B \cdot M)$. 由于一般 B, M, n 满足: $B \cdot M = n$, 即: $l_1 \geq (B \cdot B \cdot M + N_1) \cdot (B \cdot B \cdot M)$. 因此, 显然有: $l_2 < l_1$. 对数据矩阵做初等列变换, 由线性代数理论可知, 矩阵列数越少, 所需的运算量就越小, 因此在参数搜索过程中, 本文所提算法所需数据长度较短, 矩阵初等变换时运算量相对较小.

(2) 与矩阵交织不同, 卷积交织任何长度等于 $B \cdot n$ 的交织块内, 不存在 B 组完整的分组码元, 因此, 文献[6]未能实现对卷积交织延时偏差的估计. 而本文通过构造去交织器, 确定交织延时偏差范围, 可有效地估计出交织延时偏差, 确定分组码元的起始位置, 进而可恢复出正确的编码数据.

4 仿真验证

线性分组码选用(15, 11)汉明码, 卷积交织宽度 $B = 3$; 交织深度 $M = 5$; 码组延时偏差 $d = 10$, 则交织宽度延时偏差 $d_B = 1$; 交织深度延时偏差 $d_M = 3$. 算法中考考虑交织宽度最小检测值 $B_{\min} = 1$, 最大检测值 $B_{\max} = 5$; 单位交织深度最小检测值 $M_{\min} = 3$, 最大检测值 $M_{\max} = 5$; 比特误码率 $P_e = 0.001$; 检测门限 $\beta = 0.5$. 单次循环 L_d 列向量维数 $N_1 = 100$ 保持不变. 首先验证不同假设参数下的校验码元“相关列”数与总列数比值 χ 的大小变化, 仿真结果见图 4, 图 5.

由图 4 可以看出: 当交织宽度延时偏差 $\hat{d}_B = 1$, 交织深度延时偏差 $\hat{d}_M = 3$ 时, χ 值达最大, 此时恰有 $\hat{d}_B = d_B, \hat{d}_M = d_M$; 由图 5 可以看出: 当交织宽度 $\hat{B} = 3$, 交织深度 $\hat{M} = 5$ 时, χ 值达最大, 此时恰有 $\hat{B} = B, \hat{M} = M$.

下面给出检测门限 β 与交织参数检测概率的关系曲线. 设比特误码率 P_e 分别为 0.001, 0.005, 0.01 时, β 从 0.1 到 0.9 变化, 步长为 0.1, 不同 β 值下独立实验次

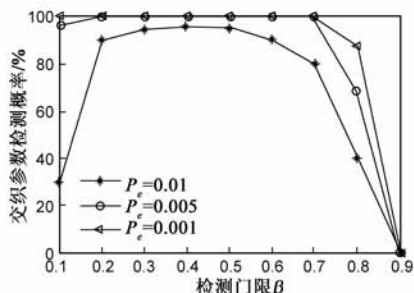


图6 不同检测门限下的交织参数检测概率

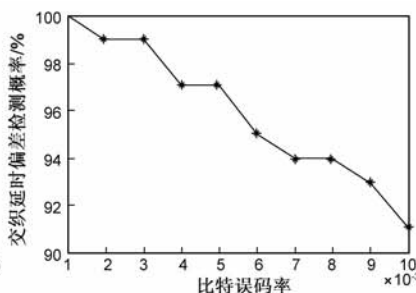


图7 不同误码率下交织延时偏差检测概率

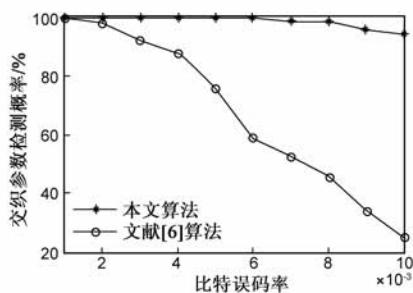


图8 不同误码率下交织参数检测概率

5 结论

本文在卷积交织的理论基础上, 首先构造去交织器恢复原编码数据, 然后再根据线性分组码的性质, 即

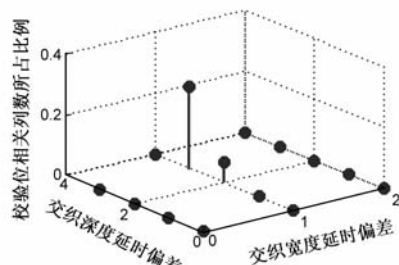


图4 不同交织延时偏差下检测到的 χ 值

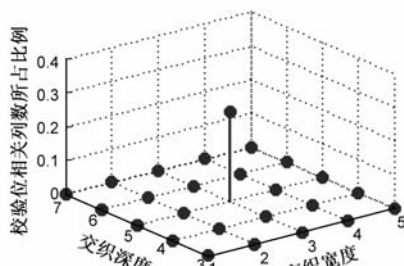


图5 不同交织宽度和交织深度下检测到的 χ 值

数为 1000, 其他仿真参数不变, 结果如图 6.

从图 6 可以看到: 最佳 β 值的选取受到误码率 P_e 的影响, 当满足 $P_e \leq 0.01, \beta \in [0.2, 0.6]$ 时, 交织参数的检测概率变化幅度不大, 均可达 90% 以上.

下面验证不同比特误码率下交织延时偏差的检测概率. 设比特误码率从 0.001 到 0.01, 步长为 0.001, 不同误码率下独立实验次数为 1000, 其他仿真参数保持不变, 结果如图 7 所示. 可以看到: 在较高误码率 (0.01) 下, 此算法对交织延时偏差的检测概率仍可以达到 90% 以上.

当交织延时偏差已知, 即可以完成交织同步. 下面给出本文所提算法与文献[6]中算法的对比仿真, 如图 8 所示, 即卷积交织宽度 B 和单位交织深度 M 检测概率与误码率的关系曲线.

由图 8 可以看出, 本文所提算法对交织参数的检测性能明显优于文献[6], 在比特误码率为 0.01 时, 参数的检测概率仍可以达到 90% 以上.

校验码元与信息码元具有线性相关性, 通过伽罗华域中的高斯约当消元法, 实现了对卷积交织参数的盲估计. 由于处理对象改为去交织后的分组编码数据, 可以

有效地减少所需数据长度,降低了矩阵运算量,并适用于实际有误码信道.计算机仿真结果表明,在比特误码率为 0.01 时,此算法仍可以达到很好的估计性能.

参考文献

- [1] John G Proakis. Digital Communications[M]. New York: McGraw-Hill, 2007.
- [2] G Burel, R Gautier. Blind estimation of encoder interleaver characteristics in a non cooperative context[A]. Proceedings of the IASTED International Conference on Communication, Internet and Information Technology[C]. Scottsdale, AZ, USA: ACTA Press, 2003. 275 – 280.
- [3] G Sicot, S Houcke. Blind detection of interleaver parameters [A]. Proceeding of the ICASSP 2005[C]. Philadelphia, USA: IEEE Press, 2005. 829 – 832.
- [4] Guillaume Sicot. Sebastien Houcke. Johann Barbier. Blind detection of interleaver Parameters[J]. Signal Processing, 2009, 89 (4): 450 – 462.
- [5] Liru Lu, Kwork Hung Li, Yong Liang Guan. Blind detection of interleaver parameters for non-binary coded data streams[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Communication ICC 2009[C]. Dresden, Germany: IEEE Press, 2009. 1 –

4.

- [6] Liru Lu, Kwok Hung Li, Yong Liang Guan. Blind identification of convolutional interleaver parameters[A]. ICICS 2009 Proceedings of the 7th International Conference on Information, Communications and Signal Processing[C]. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 2009. 1 – 5.
- [7] Ramsey J L. Realization of optimum interleavers[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1970, 16(3): 338 – 345.
- [8] Forney JR GD. Burst-correcting codes for the classic bursty channel[J]. IEEE Trans Comm Tech, 1971, 19(5): 772 – 781.
- [9] G Planquette. Identification de trains binaires codes[D]. France: Universite de Rennes I, 1996. (in France)

作者简介

甘露 男, 1974 年生于四川成都. 电子科技大学副教授, 硕士生导师, 从事通信信号分析、阵列信号处理方面的研究工作. 2009 年 1 月至 6 月任通信系统信息控制技术国家级重点实验室客座研究人员. E-mail: ganlu@uestc.edu.cn

刘宗辉 男, 1984 年生于河北保定, 2008 年毕业于电子科技大学信息工程系, 同年进入该校信号与信息处理专业, 现为硕士研究生, 从事信道编码识别与参数估计方面研究工作.

E-mail: zonghui1220@163.com