

利用 Gibbs 采样进行优化的 Turbo 码交织器识别

陈泽亮¹, 李 静¹, 彭 华¹, 巩克现¹, 王 浩²

(1. 解放军信息工程大学, 河南郑州 450002; 2. 中国人民解放军 61081 部队, 北京 100094)

摘 要: 针对基于校验方程符合度方法前面交织关系识别会严重影响其后所有交织关系识别的不足, 本文对该算法进行了改进. 改进算法根据原算法性能受限的原因进行方法设计, 利用识别可靠度找到交织识别错误位置, 并从降低复杂度角度出发, 根据编码器的记忆特性, 仅针对部分相关数据采用 Gibbs 样本法得到条件概率进行纠错. 仿真结果表明, 改进算法较原算法性能改善明显, 在相同信噪比条件下, 达到相同识别性能时所需数据量减少一半; 在相同数据量条件下, 达到相同正确率时的信噪比增益约为 1dB.

关键词: Turbo 码交织器; 校验方程符合度; 识别可靠度; Gibbs 样本法

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)01-0015-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.01.003

An Optimization Method Using Gibbs Sampler for Turbo-Code Interleaver Identification

CHEN Ze-liang¹, LI Jing¹, PENG Hua¹, GONG Ke-xian¹, WANG Hao²

(1. PLA Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450002, China; 2. 61081 Forces, Beijing 100094, China)

Abstract: The method based on conformity of parity-check equation was improved for its defect that the front interleaver identification has a strong impact on all the interleaver behind. The improved algorithm designs an approach on account of the limited performance of the original algorithm. It uses the recognition reliability to find the error position of interleaver identification. And from the purpose of reducing the complexity, it uses Gibbs sampling method to get the conditional probability of some relevant information for error correction according to the memory feature of the encoder. Simulation results show that, the improved algorithm performs better than the original algorithm, and it only needs half of the data to achieve the same recognition performance under the condition of the same SNR and has 1dB SNR gain to achieve the same accuracy under the condition of the same amount of data.

Key words: Turbo-code interleaver; the conformity of parity-check equation; the recognition reliability; Gibbs sampling method

1 引言

信道编码参数识别^[1]是指在编码参数未知的情况下, 通过对接收的信息序列进行分析, 获取发送方所使用的编码参数, 从而实现译码、恢复信息的一项技术. 它在认知无线电、智能通信和信号截获等领域都有重要应用. 1993 年 Claude Berrou 等人提出了 Turbo 码^[2], 由于其引入了交织和解交织器, 实现了随机性编码, 从而获得了接近 Shannon 理论极限的性能. Turbo 码在低信

噪比环境中所展现的优异性能, 使得其被广泛应用于现代通信系统中, 因此对其相关参数的识别具有重要意义. 对于信号截获方而言, 接收的通常是低信噪比信号, 这就要求相关的参数识别算法具有较强的容错能力. 同时, 相对于矩阵交织^[3]和卷积交织^[4], Turbo 码所使用的随机交织需要识别的参数更多, 识别的难度较大. 这些都给 Turbo 码编码参数的分析带来了困难与挑战, 因此对该类问题进行研究具有重要理论意义和实用价值.

Turbo 码随机交织器的识别算法^[5-9]一般从前到后逐步识别所有交织关系. 文献[5]引入译码器状态概率分布熵的概念, 每次找出使该熵分布较好的交织位置. 文献[6]提出通过译码得到交织前后的信息序列, 然后根据二者的相关性识别交织关系. 文献[7]对文献[5]的方法进行了改进, 舍弃了熵的概念, 利用 BCJR 算法计算各个位置满足当前交织关系的似然概率, 取概率最大者作为识别结果, 该算法实现了交织器的最大似然估计, 具有较好的性能, 但复杂度较高. 文献[8]和文献[9]都利用编码比特之间的校验关系对交织器进行识别, 不同的是前者使用接收解调的硬判决序列, 后者则使用软判决序列以获得更好的抗噪性能. 从文献[10]可知, 文献[6]和文献[9]的识别性能相当, 但由于文献[6]要进行 Turbo 码译码, 其复杂度要明显高于文献[9]. 总的来说, 在现有算法中, 由于文献[9]算法通过校验方程对交织器进行识别, 不再需要进行 Turbo 码译码, 所以具有相对低的复杂度; 同时, 由于其利用软信息对交织器进行估计, 所以具有较强的抗噪性能.

但文献[9]所提算法对每个交织关系的识别都依赖于前面交织关系的识别结果, 算法一旦出错, 会导致此后所有交织关系都识别错误, 这是文献[9]方法在误码率较高时, 识别性能变化的根本原因. 本文从提高算法容错能力角度出发, 针对文献[9]方法性能受限的根本原因进行方法设计. 利用识别可靠度找到交织识别错误位置, 然后从降低复杂度角度出发, 根据编码器的记忆特性, 仅针对部分接收数据采用 Gibbs 样本法进行纠错, 当可靠度符合要求后再继续对后面的交织关系进行识别. 仿真结果表明, 本文算法相对于原算法性能改善明显, 具有更强的抗噪性能和相对低的复杂度.

2 问题模型

典型的 Turbo 码编码器结构如图 1 所示, 它是由两个相同的反馈系统卷积码 (RSC) 编码器通过一个交织器分开并行级联而成. 信息序列 u 经交织器 π 后得到交织后的信息序列 u^π . u 和 u^π 分别经过两个 RSC 子编码器得到校验序列 v 和 w , v 和 w 经过删余后得到删余后的校验序列 v' 和 w' , 信息序列 u 以及删余校验序列 v' 和 w' 经映射及 AWGN 信道传输 (假设映射为简单的 BPSK 映射, 即 $0 \leftrightarrow +1, 1 \leftrightarrow -1$), 最后接收端通过 SISO 解映射后得到对应的软判决序列 x, y, z . 现有的算法一般假设 Turbo 码的 RSC 参数已经识别 (可由文献[11, 12]中方法得到), 同时接收数据已正确地分为三路.

设总共接收到 M 帧数据, 记为 $\{x_k, y_k, z_k\}, k = 1, 2, \dots, M$. 本文讨论在没有删余 (码率为 $1/3$) 和删余 (本文主要考虑码率为 $1/2$ 的删余情况, 对于更高码率的删余情况, 本文算法同样适用, 但复杂度会急剧增加; 同时,

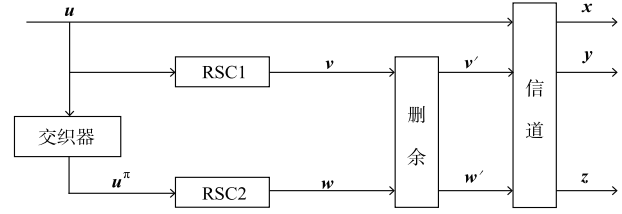


图1 Turbo码编码器

对于同一码率, 不同删余模式的情况, 本文处理方法基本相同) 两种条件下, 如何利用已知的 M 帧接收序列对交织器进行识别.

3 基于校验方程符合度的交织识别

由于本文对 Turbo 码交织器的识别算法, 仍采用校验方程符合度的方法. 为了更好地对 Gibbs 样本法和整个改进算法的识别过程进行说明, 下面首先对文献[9]中交织估计思想进行简单介绍.

针对图 1 所示的 Turbo 码编码器, 假设输入 M 帧信息序列 $u_k = (u_{k,1}, u_{k,2}, \dots, u_{k,N})$, 其中 N 表示交织长度, $k = 1, 2, \dots, M$, 并假设每一帧信息序列的编码器均开始于全零初态^[5-9]. 对于子编码器 RSC2, 其输入为交织后的信息序列, 多项式表示为 $u_k^\pi(D) = u_{k,\pi(1)} + \dots + u_{k,\pi(N)}D^{N-1}$, 对应的输出校验序列为 $w_k(D) = w_{k,1} + w_{k,2}D + \dots + w_{k,N}D^{N-1}$. 则在无删余时, $u_k^\pi(D)$ 和 $w_k(D)$ 满足如下关系

$$w_k(D)g_0(D) \oplus u_k^\pi(D)g_1(D) = 0 \quad (1)$$

其中 $g_1(D) = g_{1,0} + g_{1,1}D + \dots + g_{1,m}D^m$ (m 为编码器存储单元个数) 为 RSC 的前向生成多项式, $g_0(D) = g_{0,0} + g_{0,1}D + \dots + g_{0,m}D^m$ 为反馈多项式. 由于式(1)左端各项系数为零, 因此可改写为

$$\left(\sum_{v=0}^m \oplus u_{k,\pi(t-v)}g_{1,v} \right) \oplus \left(\sum_{v=0}^m \oplus w_{k,t-v}g_{0,v} \right) = 0 \quad \forall t = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中 \oplus 和 $\sum \oplus$ 分别表示模 2 加和模 2 求和. 记第 k 帧序列在 t 时刻的校验方程为

$$H_{k,t} = \left(\sum_{v=0}^m \oplus u_{k,\pi(t-v)}g_{1,v} \right) \oplus \left(\sum_{v=0}^m \oplus w_{k,t-v}g_{0,v} \right) \quad (3)$$

根据式(3)定义校验方程的符合度为 $F_{k,t} \stackrel{\text{def}}{=} 1 - 2P(H_{k,t} = 1)$, 则当校验方程成立时有 $F_{k,t} = 1$, 否则有 $F_{k,t} = -1$. 将式(3)中的编码数据 $u_{k,\pi(t)}$ 和 $w_{k,t}$ 看成已知的常量, 将系数 $g_{0,0}, g_{0,1}, \dots, g_{0,m}$ 和 $g_{1,0}, g_{1,1}, \dots, g_{1,m}$ 看成相互独立的随机变量, 则根据文献[13]中二元域独立随机变量概率计算的相关结论, 可将 $F_{k,t}$ 改写为

$$F_{k,t} = \prod_{v=0}^m (1 - 2P(u_{k,\pi(t-v)} = 1)q_{1,v})$$

$$\cdot \prod_{v=0}^m (1 - 2P(w_{k,t-v} = 1)q_{0,v}) \quad (4)$$

其中 $q_{i,v} \stackrel{\text{def}}{=} P(g_{i,v} = 1)$, $i = 0$ or 1 , 由于编码系数 $g_{i,v}$ 已知, 则可得 $q_{i,v} = g_{i,v}$.

实际中, 得到的只有接收序列 $x_{k,\pi(l)}$ 和 $z_{k,l}$. 于是用后验概率 $P(u_{k,\pi(l)} = 1 | x_{k,\pi(l)})$ 和 $P(w_{k,l} = 1 | z_{k,l})$ 取代 $P(u_{k,\pi(l)} = 1)$ 和 $P(w_{k,l} = 1)$ ($l = 1, 2, \dots, N$), 记

$$p_{k,\pi(l)}^u \stackrel{\text{def}}{=} P(u_{k,\pi(l)} = 1 | x_{k,\pi(l)}) = \frac{1}{e^{2x_{k,\pi(l)}/\sigma^2} + 1} \quad (5)$$

$$p_{k,l}^w \stackrel{\text{def}}{=} P(w_{k,l} = 1 | z_{k,l}) = \frac{1}{e^{2z_{k,l}/\sigma^2} + 1}$$

其中 σ^2 为 AWGN 信道的噪声功率, 则由式(4)可知, 校验方程的符合度计算公式可写为

$$\hat{F}_{k,t} = \prod_{v=0}^m (1 - 2p_{k,\pi(t-v)}^u q_{1,v}) \cdot \prod_{v=0}^m (1 - 2p_{k,t-v}^w q_{0,v}) \quad (6)$$

对于 M 帧接收序列, 定义其平均符合度为 $D_i(M)$ $= \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \hat{F}_{k,t}$. 显然当 t 时刻校验关系成立时, $\hat{F}_{k,t}$ 为正值, 且信噪比越高, 越接近于 1; 否则 $\hat{F}_{k,t}$ 为负值, 且信噪比越高, 越接近于 -1.

由于交织器 π 是未知的, 因此 $p_{k,\pi(t)}$ 也是未知的. 现假设 ($t \geq 2$) 时刻之前的交织关系已知, 则 $\pi(1), \dots, \pi(t-1)$ 已知. 设 t 时刻的交织位置 $\pi(t)$ 为 j ($j \in \Lambda_t, \Lambda_t = \{1, 2, \dots, N\} \setminus \{\pi(1), \pi(2), \dots, \pi(t-1)\}$ 为 t 时刻可选的交织集合), 则有

$$\hat{F}_{k,t}^j = (1 - 2p_{k,j}^u q_{1,0}) \cdot \prod_{v=1}^m (1 - 2p_{k,\pi(t-v)}^u q_{1,v}) \cdot \prod_{v=0}^m (1 - 2p_{k,t-v}^w q_{0,v}) \quad (7)$$

记 $D_i^j(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \hat{F}_{k,t}^j$, 则当 $j = \pi(t)$ 时, $\hat{F}_{k,t}^j \approx 1$, 相应地 $D_i^j(M) \approx 1$; 当 $j \neq \pi(t)$ 时, $\hat{F}_{k,t}^j \approx 1$ 或 $\hat{F}_{k,t}^j \approx -1$, 且取值随机, 此时 $D_i^j(M) \approx 0$. 即 $D_i^j(M)$ 的取值满足式(8)所示规律

$$D_i^j(M) \approx \begin{cases} 1, & \text{if } j = \pi(t) \\ 0, & \text{if } j \neq \pi(t) \end{cases}, \forall t = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

因此, $D_i^j(M)$ 可作为判决 $\pi(t) = j$ 这个假设是否正确的依据. 则 t 时刻的交织位置可判断为

$$\hat{\pi}(t) = \underset{j \in \Lambda_t}{\operatorname{argmax}} \{D_i^j(M)\} \quad (9)$$

码率为 1/2 与码率为 1/3 的估计思想基本相似, 不同之处是删余后的校验方程不同. 本文假设删余方式已知, 当码率为 1/2 时, 其删余方式为: 校验序列 w_k 从第二比特开始每隔一比特取一比特得到 w'_k , 因此 w'_k 的长度为 $N/2$, 记 $u_k^{\pi,1}$ 和 $u_k^{\pi,2}$ 为 u_k^π 分别从第一比特和第

二比特开始每两比特取一比特得到的序列. 根据文献 [14] 中的算法, 可推导出 $u_k^{\pi,1}$, $u_k^{\pi,2}$ 和 w'_k 满足式(10)所示关系

$$\left(\sum_{v=0}^m \oplus u_{k,\pi(t-v)}^1 g'_{1,v} \right) \oplus \left(\sum_{v=0}^m \oplus u_{k,\pi(t-v)}^2 g'_{2,v} \right) \oplus \left(\sum_{v=0}^m \oplus w'_{k,t-v} g'_{0,v} \right) = 0 \quad (10)$$

其中 $t = 1, 2, \dots, N/2$, 多项式 $g'_0(D)$, $g'_1(D)$ 和 $g'_2(D)$ 由 $g_0(D)$ 和 $g_1(D)$ 通过文献 [14] 中算法推导得到. 后续推导与码率为 1/3 时类似^[9], 不再赘述.

4 基于 Gibbs 采样的编码比特条件概率计算

Gibbs 样本法^[15] 要解决的问题是利用观测数据 r 估计参数向量 $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_d)$ 中的参数. 基本流程是: 首先根据 θ 的先验概率得到 θ_i ($i = 1, \dots, d$) 的样本; 然后, 在每次迭代过程中, 依次计算每个参数 θ_i 的边缘概率 $p(\theta_i | \theta_1, \dots, \theta_{i-1}, \theta_{i+1}, \dots, \theta_d, r)$, 并根据此概率产生该参数新的样本; 重复迭代, 直到各参数的样本序列全部收敛.

4.1 信息序列 u^π 条件概率的计算

在已知编码系数 g , 观测序列 x^π, z 和信息序列 $u_{[-n]}^\pi$ 的条件下, Gibbs 样本法需要计算第 n 个信息比特 $u_{\pi(n)} = c$ ($c = 0, 1$) 的条件概率 (由于每帧数据具有同等地位, 下文推导以单帧数据进行说明)

$$P_c(u_{\pi(n)} = c) \stackrel{\text{def}}{=} P(u_{\pi(n)} = c | u_{[-n]}^\pi, g, x^\pi, z) \quad (11)$$

其中 $u_{[-n]}^\pi = (u_{\pi(1)}, \dots, u_{\pi(n-1)}, u_{\pi(n+1)}, \dots, u_{\pi(N)})$, N 为交织长度. 由于 n 时刻之前的接收序列与 n 时刻的输入信息 $u_{\pi(n)}$ 无关, 所以式(11)可改写为

$$P_c(u_{\pi(n)} = c) = P(u_{\pi(n)} = c | u_{[-n]}^\pi, g, x_{[\geq n]}^\pi, z_{[\geq n]}) \quad (12)$$

其中 $x_{[\geq n]}^\pi = (x_{\pi(n)}, x_{\pi(n+1)}, \dots, x_{\pi(N)})$, $z_{[\geq n]} = (z_n, z_{n+1}, \dots, z_N)$. 利用 Bayes 公式将式(12)所示的后验概率转变为似然概率, 且由于当信息序列 u^π 和编码系数 g 已知时, 观测序列 $x_{[\geq n]}^\pi$ 和 $z_{[\geq n]}$ 可看成相互独立, 则有

$$P_c(u_{\pi(n)} = c) = \frac{P(u_{\pi(n)} = c) \cdot P(x_{[\geq n]}^\pi | u_{[n]}^{\pi,c}, g) \cdot P(z_{[\geq n]} | u_{[n]}^{\pi,c}, g)}{P(x_{[\geq n]}^\pi, z_{[\geq n]} | u_{[-n]}^\pi, g)} \quad (13)$$

其中 $u_{[n]}^{\pi,c} = (u_{\pi(1)}, \dots, u_{\pi(n-1)}, c, u_{\pi(n+1)}, \dots, u_{\pi(N)})$. 由于直接用式(13)计算 $P_c(u_{\pi(n)} = c)$ 比较复杂, 因此考虑使用对数似然比 LLR 间接计算, 当先验等概时 (即 $P(u_{\pi(n)} = 0) = P(u_{\pi(n)} = 1)$). 实际中, 在原始信息进行编码之前, 通常会先对其进行加扰, 得到 0, 1 等概的信息序列 u , $u_{\pi(n)}$ 的条件 LLR 为

$$\begin{aligned}
L_c(u_{\pi(n)}) &= \ln \frac{P_c(u_{\pi(n)}=0)}{P_c(u_{\pi(n)}=1)} \\
&= \ln \frac{P(\mathbf{x}_{[\geq n]}^{\pi} | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,0}, \mathbf{g})}{P(\mathbf{x}_{[\geq n]}^{\pi} | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,1}, \mathbf{g})} + \ln \frac{P(\mathbf{z}_{[\geq n]} | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,0}, \mathbf{g})}{P(\mathbf{z}_{[\geq n]} | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,1}, \mathbf{g})}
\end{aligned} \quad (14)$$

由于编码系数的首项系数一般为1,由式(2)可知

$$w_i = \left(\sum_{v=0}^m \oplus u_{\pi(i-v)} g_{1,v} \right) \oplus \left(\sum_{v=1}^m \oplus w_{i-v} g_{0,v} \right) \quad (15)$$

从式(15)可知,由于编码反馈系数的存在, i 时刻的编码输出 w_i 与 i 时刻前的 m 个输出($w_{i-1}, w_{i-2}, \dots, w_{i-m}$)有关.但是在 \mathbf{u}^{π} 和 \mathbf{g} 已知的条件下,每个时刻的输出 w_i 都已确定,因此各个时刻的观测值 z_i 仅依赖于该时刻 w_i 既定的概率分布.也就是说,在给定条件下,各个时刻的 z_i 之间事实上是相互独立的,则有

$$P(\mathbf{z}_{[\geq n]} | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g}) = \prod_{i=n}^N P(z_i | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g}) \quad (16)$$

特别地,对于条件概率 $P(\mathbf{x}_{[\geq n]}^{\pi} | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g})$,由于 \mathbf{u}^{π} 和 \mathbf{x}^{π} 是一一对应的关系,则有

$$P(\mathbf{x}_{[\geq n]}^{\pi} | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g}) = P(\mathbf{x}_{\pi(n)} | \mathbf{u}_{\pi(n)} = \mathbf{c}) \prod_{i=n+1}^N P(\mathbf{x}_{\pi(i)} | \mathbf{u}_{\pi(i)}) \quad (17)$$

根据式(16)和式(17)可将式(14)改写为

$$\begin{aligned}
L_c(u_{\pi(n)}) &= \ln \frac{P(\mathbf{x}_{\pi(n)} | \mathbf{u}_{\pi(n)} = 0)}{P(\mathbf{x}_{\pi(n)} | \mathbf{u}_{\pi(n)} = 1)} + \sum_{i=n}^N \ln \frac{P(z_i | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,0}, \mathbf{g})}{P(z_i | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,1}, \mathbf{g})} \\
&\stackrel{\text{def}}{=} L_{c,0}(u_{\pi(n)}) + L_{c,1}(u_{\pi(n)})
\end{aligned} \quad (18)$$

若定义 $L(a) = \ln(P(a=0)/P(a=1))$,则容易证明 $\tanh(L(a)/2) = P(a=0) - P(a=1)$,其中 \tanh 为双曲正切函数.结合式(15),利用文献[13]中LLR代数的结论,可计算出编码比特 w_i 的条件LLR值 $\eta_{n,i}^c \stackrel{\text{def}}{=} L(w_i | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g})$ 为

$$\begin{aligned}
\eta_{n,i}^c &\approx 2 \tanh^{-1} \left[\prod_{v=0}^m (1 - 2p(\tilde{u}_{\pi(i-v)} = 1) q_{1,v}) \right. \\
&\quad \left. \cdot \prod_{v=1}^m (1 - 2p(w_{i-v} = 1) q_{0,v}) \right]
\end{aligned} \quad (19)$$

其中 $\tilde{\mathbf{u}}^{\pi} = (\tilde{u}_{\pi(1)}, \tilde{u}_{\pi(2)}, \dots, \tilde{u}_{\pi(N)})$ 为序列 $\mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}$ 的简记.类似于对式(4)的处理,将 $P(\tilde{u}_{\pi(l)} = 1)$ 和 $P(w_l = 1)$ ($l = 1, 2, \dots, N$)用后验概率代替,记

$$\begin{aligned}
p_{\pi(l)}^{\tilde{u}} &= P(\tilde{u}_{\pi(l)} = 1 | x_{\pi(l)}) = \begin{cases} c, & \text{if } l = n \\ 1/(e^{2x_{\pi(l)}/\sigma^2} + 1), & \text{if } l \neq n \end{cases} \\
p_l^w &= P(w_l = 1 | z_l) = \frac{1}{e^{2z_l/\sigma^2} + 1}
\end{aligned} \quad (20)$$

则式(19)可改写为

$$\eta_{n,i}^c \approx 2 \tanh^{-1} \left[\prod_{v=0}^m (1 - 2p_{\pi(i-v)}^{\tilde{u}} q_{1,v}) \prod_{v=1}^m (1 - 2p_{i-v}^w q_{0,v}) \right] \quad (21)$$

对似然概率 $P(z_i | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g})$ 应用全概率公式,可得

$$\begin{aligned}
P(z_i | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g}) &= \sum_{b=0,1} P(z_i | w_i = b) P(w_i = b | \mathbf{u}_{[n]}^{\pi,c}, \mathbf{g}) \\
&= P(z_i | w_i = 0) \cdot \frac{e^{\eta_{n,i}^c}}{e^{\eta_{n,i}^c} + 1} + P(z_i | w_i = 1) \cdot \frac{1}{e^{\eta_{n,i}^c} + 1}
\end{aligned} \quad (22)$$

其中

$$P(z_i | w_i = b) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(z_i - 1 + 2b)^2}{2\sigma^2}\right), b = 0, 1 \quad (23)$$

则可根据式(21)(22)和(23),并应用近似计算公式 $\ln(e^{f_1} + e^{f_2}) \approx \max(f_1, f_2)$,得到式(18)中第二项 $L_{c,1}(u_{\pi(n)})$ 的近似值为

$$\begin{aligned}
L_{c,1}(u_{\pi(n)}) &= \sum_{i=n}^{n+m} [\max(2z_i/\sigma^2 + \eta_{n,i}^0, 0) - \max(\eta_{n,i}^0, 0) \\
&\quad - \max(2z_i/\sigma^2 + \eta_{n,i}^1, 0) + \max(\eta_{n,i}^1, 0)]
\end{aligned} \quad (24)$$

注意式(24)的求和范围原本为从 n 到 N ,但因为当 $i > n + m$ 时有 $\eta_{n,i}^0 = \eta_{n,i}^1$,所以其求和范围缩短为从 n 到 $n + m$.可以看出式(24)主要是比较和求和运算.

由于 $L_{c,0}(u_{\pi(n)})$ 中 $P(x_{\pi(n)} | u_{\pi(n)} = b)$ 与式(23)形式相同,则可求得 $L_{c,0}(u_{\pi(n)}) = 2x_{\pi(n)}/\sigma^2$.综上所述,可得

$$\begin{aligned}
L_c(u_{\pi(n)}) &= 2x_{\pi(n)}/\sigma^2 \\
&\quad + \sum_{i=n}^{n+m} [\max(2z_i/\sigma^2 + \eta_{n,i}^0, 0) - \max(\eta_{n,i}^0, 0) \\
&\quad - \max(2z_i/\sigma^2 + \eta_{n,i}^1, 0) + \max(\eta_{n,i}^1, 0)]
\end{aligned} \quad (25)$$

由 $L_c(u_{\pi(n)})$ 可计算 $u_{\pi(n)}$ 的条件概率如下

$$P_c(u_{\pi(n)} = 1) = 1/(1 + e^{L_c(u_{\pi(n)})}) \quad (26)$$

由于文献[15]中利用Gibbs样本法最终是为了得到递归系统卷积码的编码系数,而本文是为了对与该交织位置识别相关的信息进行纠错,从而导致了本文对Gibbs样本法的应用不同.本文并没有严格按照Gibbs样本法的流程根据边缘概率 $P_c(u_{\pi(n)} = 1)$ 对信息 $u_{\pi(n)}$ 的取值进行采样,而是直接利用每个参数的边缘概率 $P_c(u_{\pi(n)} = 1)$ 取代后验概率 $p_{\pi(n)}^u = P(u_{\pi(n)} = 1 | x_{\pi(n)})$ 进行迭代.这样做一方面可与文献[9]算法进行配合,利用Gibbs样本法得到条件概率替代原来的后验概率进行迭代;另一方面,由于利用软信息进行迭代,不再进行采样硬判决,可提高其抗噪能力.

4.2 校验序列条件概率的计算

由于式(15)所示的校验方程也可以写成 $u_{\pi(i)} = \left(\sum_{v=1}^m \oplus u_{\pi(i-v)} g_{1,v} \right) \oplus \left(\sum_{v=0}^m \oplus w_{i-v} g_{0,v} \right)$,则相应的信息比特 $u_{\pi(i)}$ 的条件LLR值 $\eta_{n,i}^c = L(u_{\pi(i)} | \mathbf{w}_{[n]}^c, \mathbf{g})$ (其中

$\mathbf{w}_{[n]}^c = (w_1, \dots, w_{n-1}, c, w_{n+1}, \dots, w_N)$ 为

$$\begin{aligned} \bar{\eta}_{n,i}^c \approx & 2 \tanh^{-1} \left[\prod_{v=1}^m (1 - 2p(u_{\pi(i-v)} = 1)q_{1,v}) \right. \\ & \left. \cdot \prod_{v=0}^m (1 - 2p(\tilde{w}_{i-v} = 1)q_{0,v}) \right] \end{aligned} \quad (27)$$

其中 $\tilde{\mathbf{w}} = (\tilde{w}_1, \tilde{w}_2, \dots, \tilde{w}_N)$ 为序列 $\mathbf{w}_{[n]}^c$ 的简记. 将式(27)的 $P(u_{\pi(t)} = 1)$ 和 $P(\tilde{w}_l = 1)$ ($l = 1, 2, \dots, N$) 用后验概率代替, 记

$$\begin{aligned} p_{\pi(t)}^u &= P(u_{\pi(t)} = 1 | x_{\pi(t)}) = 1 / (e^{2x_{\pi(t)}/\sigma^2} + 1) \\ p_l^{\tilde{w}} &= P(\tilde{w}_l = 1 | z_l) = \begin{cases} c, & \text{if } l = n \\ 1 / (e^{2z_l/\sigma^2} + 1), & \text{if } l \neq n \end{cases} \end{aligned} \quad (28)$$

则式(27)可改写为

$$\bar{\eta}_{n,i}^c \approx 2 \tanh^{-1} \left[\prod_{v=1}^m (1 - 2p_{\pi(i-v)}^u q_{1,v}) \prod_{v=0}^m (1 - 2p_{i-v}^{\tilde{w}} q_{0,v}) \right] \quad (29)$$

类似于 u^π 的推导过程, 最终可求得

$$\begin{aligned} L_c(w_n) = & \frac{2z_n}{\sigma^2} + \sum_{i=n}^{n+m} \left[\max\left(\frac{2x_{\pi(i)}}{\sigma^2} + \bar{\eta}_{n,i}^0, 0\right) - \max(\bar{\eta}_{n,i}^0, 0) \right. \\ & \left. - \max\left(\frac{2x_{\pi(i)}}{\sigma^2} + \bar{\eta}_{n,i}^1, 0\right) + \max(\bar{\eta}_{n,i}^1, 0) \right] \end{aligned} \quad (30)$$

由 $L_c(w_n)$ 可计算校验比特 w_n 的条件概率如下

$$P_c(w_n = 1) = 1 / (1 + e^{L_c(w_n)}) \quad (31)$$

然后将 $P_c(w_n = 1)$ 取代 $p_n^w = P(w_n = 1 | z_n)$, 用于下次迭代运算. 删余情况下, 对于编码比特条件概率的计算, 除校验方程不同外, 其它求解过程与上述类似, 不再赘述.

5 本文算法总结及复杂度分析

5.1 本文算法总结

在对交织位置 $\pi(t)$ 进行识别前, 首先需要知道随机交织的长度 N . 本文通过把接收的软判决序列 \mathbf{x} 和 \mathbf{z} 排列成一个 M 行 N 列的矩阵 \mathbf{H}_x 和 \mathbf{H}_z (即认为是 M 帧交织长度为 N 的交织序列). 同时设定算法的初始搜索交织长度为 N_{\min} 和终止搜索交织长度为 N_{\max} , 即 N 的遍历区间为 $[N_{\min}, N_{\max}]$. 若接收序列 \mathbf{x} 和 \mathbf{z} 的长度都为 L , 则 $M = \lfloor L/N \rfloor$, 其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整.

可以知道当交织长度取值正确时 (正确交织长度或其倍数), 对于 $\pi(1)$ 的识别, 可以在 \mathbf{H}_x 中找到某一行使校验方程平均符合度 $D_1^j(M)$ 的值较大; 但当交织长度取值错误时, 由于其帧结构排列完全错乱, 所以对于 $\pi(1)$ 的识别, 无法找到平均符合度较大的识别位置 j . 事实上, 对于区间 $[N_{\min}, N_{\max}]$ 中的每一个参数, 都可得到一个最大的符合度 $\max_{j \in A_1} (D_1^j(M))$, 但正确交织长度 $\max_{j \in A_1} (D_1^j(M))$ 的值最大. 即交织长度的识别可表示为

$$\hat{N} = \arg \max_{N \in [N_{\min}, N_{\max}]} \left\{ \max_{j \in A_1} (D_1^j(M)) \right\} \quad (32)$$

当得到交织长度后, 在对第 t 个交织位置进行识别时, 定义其可靠度为 (以没有删余的情况为例进行说明)

$$R_t = \max_{j \in A_1} \{ D_1^j(M) \} \quad (33)$$

正常情况下, R_t 应该为正值, 且信噪比越高, 越接近于 1. 若在 t 时刻, R_t 的值较小, 则认为此时对 $\pi(t)$ 的识别不可靠, 需利用 Gibbs 样本法进行纠错.

下面介绍基于 Gibbs 采样的具体实施过程. 在 t 时刻, 由式(7)可知交织位置 $\pi(t)$ 的识别只与 $t-m$ 到 t 时刻的软信息 $(p_{\pi(t-m)}^u, \dots, p_{\pi(t)}^u)$ 和 $(p_{t-m}^w, \dots, p_t^w)$ 有关, 所以当 $\pi(t)$ 识别不可靠时, 只需对信息 $(p_{\pi(t-m)}^u, \dots, p_{\pi(t)}^u)$ 和 $(p_{t-m}^w, \dots, p_t^w)$ 进行增强即可. 在 t 时刻, 由于 $\pi(t+1), \dots, \pi(N)$ 未知, 但在利用式(25)和式(30)对 $t-m$ 到 t 时刻的信息进行增强时, 需要用到交织参数 $\pi(t+1), \dots, \pi(t+m)$, 所以需对式(25)和式(30)的求解过程进行改进 (其求和范围从 n 到 $n+m$ 缩短为从 n 到 t), 则 $L_c(u_{\pi(n)})$ 改进后的近似计算公式如下

$$\begin{aligned} L_c'(u_{\pi(n)}) = & \frac{2x_{\pi(n)}}{\sigma^2} + \sum_{i=n}^t \left[\max\left(\frac{2z_i}{\sigma^2} + \eta_{n,i}^0, 0\right) - \max(\eta_{n,i}^0, 0) \right. \\ & \left. - \max\left(\frac{2z_i}{\sigma^2} + \eta_{n,i}^1, 0\right) + \max(\eta_{n,i}^1, 0) \right] \end{aligned} \quad (34)$$

其中 $t-m \leq n \leq t$. 对于 $L_c(w_n)$, 类似于式(34), 根据式(30)得到改进后的近似计算值 $L_c'(w_n)$, 然后利用 $L_c'(u_{\pi(n)})$ 和 $L_c'(w_n)$ 求得

$$P_c'(u_{\pi(n)} = 1) = 1 / (1 + e^{L_c'(u_{\pi(n)})}), t-m \leq n \leq t \quad (35)$$

$$P_c'(w_n = 1) = 1 / (1 + e^{L_c'(w_n)}), t-m \leq n \leq t$$

最后可用 $P_c'(u_{\pi(n)} = 1)$ 和 $P_c'(w_n = 1)$ 分别替换 $p_{\pi(n)}^u = P(u_{\pi(n)} = 1 | x_{\pi(n)})$ 和 $p_n^w = P(w_n = 1 | z_n)$ 进行迭代. 整个算法的流程如算法 1 所示.

算法 1 本文改进算法 Turbo 码交织器识别流程

初始化:

- 1) 设定初始搜索交织长度 N_{\min} 和终止搜索交织长度 N_{\max} ;
- 2) 设定可靠度门限 R_{thres} ($R_{\text{thres}} < 1$);
- 3) 利用接收信息 \mathbf{x} 和 \mathbf{z} 对 $p_{\pi(n)}^u$ 和 p_n^w 进行初始化.

I、根据式(32)遍历区间 $[N_{\min}, N_{\max}]$ 得到交织长度.

II、对 $t = 1, 2, \dots, N$, 迭代计算如下:

- 1) 利用式(9)得到 t 时刻的交织参数 $\pi(t)$;
- 2) 计算可靠度 R_t ;
- 3) 如果 $R_t < R_{\text{thres}}$, 利用式(35)求得对应的条件概率值, 并对

$p_{\pi(n)}^u$ 和 p_n^w 进行更新 ($t-m \leq n \leq t$); 否则继续对下一个时刻的交织位置进行识别.

经过 N 次迭代, 完成所有交织关系的识别, 算法结束.

删余情况下交织器的识别过程与上述过程类似, 不再赘述. 从算法 1 可以看出, 本文所提改进算法通过

对识别可靠度进行监测,找到识别不可靠的交织位置,并利用 Gibbs 样本法对相关信息进行纠错.

5.2 复杂度分析

为了对本文的计算复杂度进行较为详细的分析,下面首先对 $D_i^j(M)$ 的分布规律进行推导. 对于涉及 d 个比特的校验关系,根据式(6)类似地定义其校验方程符合度为

$$F_k = \prod_{v=1}^d (1 - 2p_{k,v}) \quad (36)$$

其中 $p_{k,v} = 1/(e^{2r_{k,v}/\sigma^2} + 1)$, $v = 1, 2, \dots, d$ 为校验关系中对应编码系数为 1 的位置, $r_{k,v}$ 为接收的软信息. 则根据 $\tanh(L(a)/2) = 1 - 2P(a=1)$, 可将式(36)改写为 $F_k = \prod_{v=1}^d \tanh\left(\frac{r_{k,v}}{\sigma^2}\right)$. 对于 M 个校验方程,定义其平均值为

$$D(M) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M F_k \quad (37)$$

为了推导 $D(M)$ 的均值和方差,需要用到如下关于噪声方差 σ^2 的量^[16]

$$\begin{aligned} a_\sigma &= \int_{-\infty}^{+\infty} \tanh\left(\frac{x}{\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(x-1)^2}{2\sigma^2}\right) dx \\ b_\sigma &= \int_{-\infty}^{+\infty} \tanh^2\left(\frac{x}{\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(x-1)^2}{2\sigma^2}\right) dx \end{aligned} \quad (38)$$

当校验关系符合时,不妨设发送序列为全 0 序列,则各 $r_{k,v}$ 独立同分布,且 $r_{k,v} \sim N(+1, \sigma^2)$, 则可得 $D(M)$ 的均值为

$$E_1[D(M)] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M E_1[F_k] = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M a_\sigma^d = a_\sigma^d \quad (39)$$

方差为

$$\begin{aligned} \text{Var}_1[D(M)] &= \frac{1}{M^2} E_1 \left[\left(\sum_{k=1}^M F_k \right)^2 \right] - (E_1[D(M)])^2 \\ &= \frac{M^2 - M}{M^2} a_\sigma^{2d} + \frac{1}{M} b_\sigma^d - a_\sigma^{2d} = \frac{1}{M} (b_\sigma^d - a_\sigma^{2d}) \end{aligned} \quad (40)$$

当校验关系不符合时,发送序列可看作随机的 0、1 序列,此时各 $r_{k,v}$ 仍独立同分布,且 $r_{k,v} \sim [N(-1, \sigma^2) + N(+1, \sigma^2)]/2$, 由于 $r_{k,v}$ 分布的偶对称性和函数 $\tanh(\cdot)$ 的奇对称性,可得 F_k 的均值为 $E_0[F_k] = 0$, 再由 $\tanh^2(\cdot)$ 的偶对称性得 $\text{Var}_0[F_k] = E_0[F_k^2] = b_\sigma^d$, 进而可得 $D(M)$ 的均值为

$$E_0[D(M)] = 0 \quad (41)$$

方差为

$$\text{Var}_0[D(M)] = \frac{1}{M^2} E_0 \left[\left(\sum_{k=1}^M F_k \right)^2 \right] = \frac{1}{M} b_\sigma^d \quad (42)$$

根据概率论中的“ 3σ ”法则,定义

$$R_{3\sigma} = E_1[D(M)] + 3 \cdot \sqrt{\text{Var}_1[D(M)]} \quad (43)$$

则在已知噪声方差 σ^2 和帧数 M 的条件下,可根据式(39)和式(40)求得 $D_i^j(M)$ 对应的 $R_{3\sigma}$. 当 $R_{3\sigma} < R_{\text{thres}}$ 时, $D_i^j(M)$ 的可靠度 R_i 势必会小于 R_{thres} , 则会调用 Gibbs 采样进行纠错.

当码率为 1/3 时,文献[9]算法需 N 步计算,每一步计算复杂度为 $O(NMm)$,总复杂度为 $O(N^2Mm)$;当码率为 1/2 时,文献[9]算法需要 $N/2$ 步,每一步的计算复杂度为 $O(N^2Mm)$,总复杂度为 $O(N^3Mm/2)$,此时其复杂度约为 1/3 码率时的 $N/2$ 倍. 对于本文算法,每调用一次 Gibbs 样本法进行纠错,其复杂度约为 $O(2M(m+1)m^2)$. 在信噪比较低时,即 $R_{3\sigma} < R_{\text{thres}}$, 此时假设对每一个交织位置都调用 Gibbs 样本法进行纠错,则当码率为 1/3 时,本文算法的复杂度约为 $O(N^2Mm + 2NM(m+1)m^2)$;当码率为 1/2 时,本文算法的复杂度约为 $O(N^3Mm/2 + 3NM(m+1)m^2/2)$.

6 仿真及分析

本节对上述交织识别算法进行仿真实验,并与文献[9]中算法进行对比分析,实验中的统计结果均通过 500 次 Monte Carlo 试验获得. 仿真对比实验使用的 RSC 生成多项式为 $g_0(D) = 1 + D + D^2$, $g_1(D) = 1 + D^2$ (存储深度 $m=2$) 和 $g_0(D) = 1 + D^3 + D^4$, $g_1(D) = 1 + D + D^2 + D^4$ ($m=4$), 利用文献[14]中算法可推导得到删余后的等效生成多项式分别为 $g'_0(D) = 1 + D + D^2$, $g'_1(D) = 1 + D$, $g'_2(D) = 1 + D^2$ 和 $g'_0(D) = 1 + D^3 + D^4$, $g'_1(D) = 1 + D + D^3$, $g'_2(D) = 1 + D + D^2 + D^3 + D^4$. 下面将利用表 1 所示的 4 组仿真参数进行实验,实验中设定可靠度门限为 $R_{\text{thres}} = 0.2$ (该门限值越接近于 1,改进算法识别效果越好,但计算复杂度也越高. 仿真表明,当其值设置在 0.2 左右时,改进算法的性能提升明显,且具有相对低的复杂度,当继续增加门限值时,其性能变化不大.)

表 1 4 组仿真参数设置

仿真参数编号	RSC 码	生成多项式
第 1 组仿真参数	(2,1,2) 无删余 RSC 码	$g_0 = (1,1,1)$, $g_1 = (1,0,1)$
第 2 组仿真参数	(2,1,4) 无删余 RSC 码	$g_0 = (1,0,0,1,1)$, $g_1 = (1,1,1,0,1)$
第 3 组仿真参数	(2,1,2) 有删余 RSC 码	$g'_0 = (1,1,1)$, $g'_1 = (1,1,0)$, $g'_2 = (1,0,1)$
第 4 组仿真参数	(2,1,4) 有删余 RSC 码	$g'_0 = (1,0,0,1,1)$, $g'_1 = (1,1,0,1,0)$, $g'_2 = (1,1,1,1,1)$

在第 2 组仿真参数的条件下,当实际交织长度 $N = 64$, 帧数 $M = 200$ 时,图 2 给出了正确交织长度 ($N_1 =$

64, $M_1 = \lfloor NM/N_1 \rfloor$) 和错误交织长度 ($N_2 = 82, M_2 = \lfloor NM/N_2 \rfloor$) 的第一个交织位置最大符合度 $\max_{j \in A_1} (D_1^j(M))$ 随信噪比的变化情况. 从仿真结果可以看出, 正确交织长度 $\max_{j \in A_1} (D_1^j(M))$ 的值要明显大于错误情况时的值.

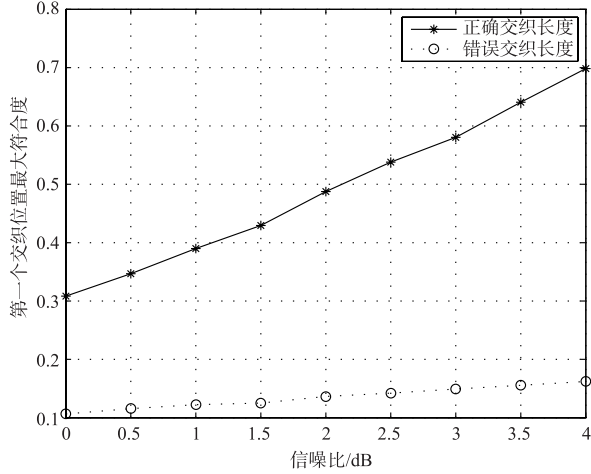


图2 交织长度识别有效性验证

为了验证式(24)这种近似计算带来的误差可以接受. 在第2组仿真参数的条件下, 图3所示的仿真结果表明, 相对于精确计算, 近似计算的性能并没有改变, 这是因为对于式(25)而言, 式(24)是对 $2x_{\pi(n)}/\sigma^2$ 的一个修正过程. 与精确计算相比, 式(24)近似计算后得到的修正方向并没有改变, 只是修正步长的大小有细微差别.

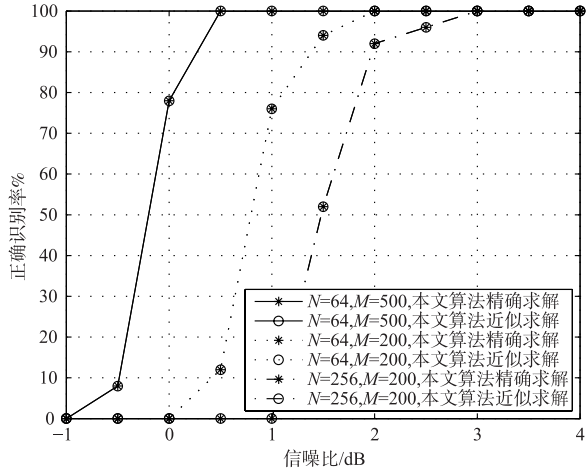


图3 近似计算有效性验证

图4给出了4组仿真参数下, 交织长度 N 和帧数 M 对算法交织识别成功率的影响. 可以看出, 在相同条件下, N 越长, 识别成功率越低, 因为 N 越大, 需要完整识别整个交织器的难度越大, 其识别的成功率会下降; 而帧数 M 越多, 识别的正确率越高, 因为样本数越多, 统

计信息越充分, 平均后的符合度越可靠, 从而对每个交织位置的识别越准确. 另一方面, 在 90% 正确率处, 相对于原算法, 改进算法具有约 1dB 的信噪比增益, 这是由于使用 Gibbs 采样进行纠错所带来的优势.

对比图4(a)和图4(b) (或者图4(c)和图4(d)), 可以看出, 相对于原算法, 存储深度 $m = 4$ 时的信噪比增益比 $m = 2$ 时更高, 其信噪比增益将近 1.3dB, 这是因为 m 越大, 对于每个交织位置的识别, 所利用的校验方程数越多, 从而利用 Gibbs 采样进行纠错的信息也越多, 最后对每个交织位置的识别越可靠. 对比图4(a)和图4(c) (或者图4(b)和图4(d)), 可以看出, 码率为 1/3 时的识别成功率要比码率为 1/2 时高, 因为相同条件下, 低码率序列含有更多的冗余信息.

表2给出了改进算法与原算法正确识别所有交织图案所需数据量的对比情况 (码率为 1/3, $m = 4$). 从表2可知, 达到相同识别性能时, 本文改进算法所需数据量比文献[9]算法要少 (使用数据量约为原算法的一半), 且信噪比越低, 节省的数据帧数越多. 由 5.2 节可知, 当码率为 1/3 时, 文献[9]算法的总计算复杂度约为 $O(N^2 M m)$, 本文算法的复杂度约为 $O(N^2 M m + 2 N M (m + 1) m^2)$. 且当交织长度 N 较大时, 通过分析可以知道, $2 N M (m + 1) m^2$ 的值相对于 $N^2 M m$ 来说较小 (m 的值一般很小). 由于本文算法所需数据量比文献[9]算法减少一半, 所以其复杂度也大约减少一半 (可通过实验参数 $N = 512, M = 300, m = 4$ 进行验证. 码率为 1/2 时, 有同样的结论). 从这个角度来说, 本文改进算法可有效减少计算量.

表2 改进算法与原算法 100% 识别交织图案所需数据量 M 对比

N	SNR/dB	M (原算法)	M (改进算法)
64	0	2030	1020
	1	870	310
128	0	2400	1080
	1	1100	420
512	0	3180	1160
	1	1310	440

在第2组仿真参数的条件下, 当信噪比 $\text{SNR} = 3\text{dB}$ 时, 图5给出了利用 5.2 节理论分析得到的 $D(M)$ 高斯分布和真实概率分布 (由仿真数据得到) 的符合程度. 为了统计充分, 仿真实验使用的帧长为 $N = 4096$, 帧数为 $M = 4000$. 其中 f_0 表示不符合校验关系时的概率分布, f_1 表示符合校验关系时的概率分布. 从仿真结果可以看出理论分析得到的高斯分布均能很好近似真实分布.

在第2组仿真参数的条件下, 当交织长度 $N = 12$, 帧数 $M = 100$ 时, 可根据式(43)求得不同信噪比下的 $R_{3\sigma}$, 如表3所示. 表3给出了对于 500 次 Monte Carlo 试

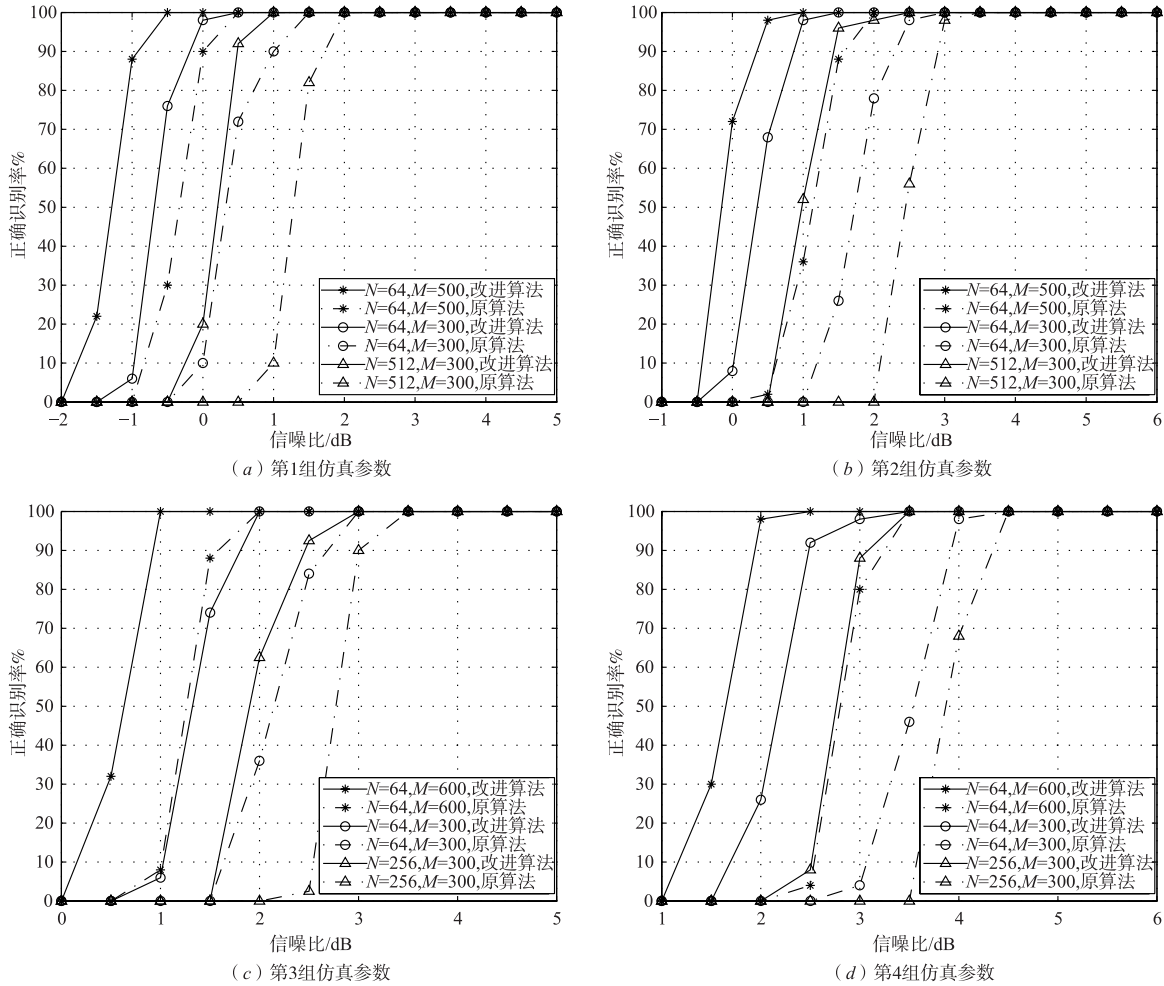


图4 改进算法和原算法对表1中4组参数的仿真性能对比

验,第1~6个交织位置识别时调用 Gibbs 样本法的次数. 由于可靠门限设定为 $R_{thres} = 0.2$, 所以当 $R_{3\sigma} < R_{thres}$ 时, 其调用 Gibbs 样本法次数较多(第一个交织位置调用 Gibbs 样本法次数为 0 是因为假设每帧数据初态已知).

从图 5 可知, 本文算法之所以可带来性能增益, 是因为当交织位置识别不可靠时, 即与该交织位置识别相关的信息受噪声影响较大时, 可通过 Gibbs 样本法对相关信息进行纠错, 其效果相当于提高相关信息的信噪比, 使图 5 中的分布 f_1 往右移, 从而提高其识别的性能.

表 3 每个交织位置调用 Gibbs 样本法的次数

SNR (dB)	$R_{3\sigma}$	第 1~6 个交织位置调用 Gibbs 样本法的次数					
		0	73	388	285	372	405
1	0.093	0	73	388	285	372	405
2	0.162	0	0	78	346	114	244
3	0.267	0	0	0	36	408	42

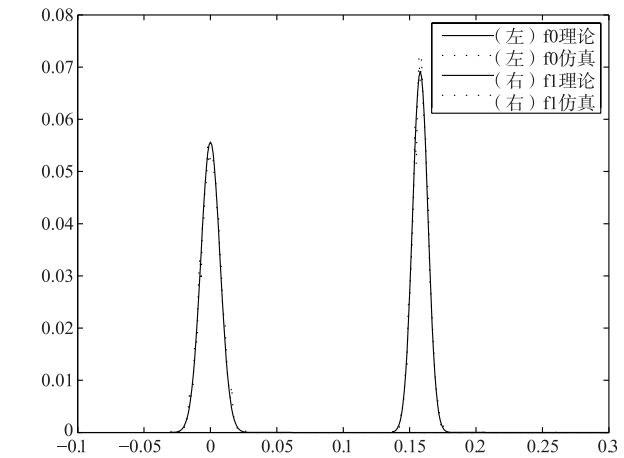


图5 真实分布与理论分布的对比

7 结束语

本文针对基于校验方程符合度方法性能受限的根本原因进行方法设计, 提出了一种利用 Gibbs 采样进行优化的改进算法, 该算法在分析原算法出错特点的基

基础上,设计了一种简单有效的纠错机制.在利用识别可靠度找到交织识别错误位置后,根据编码器存储单元个数有限的特点,仅针对部分接收数据采用 Gibbs 样本法进行纠错.本文算法识别性能良好,具有较强的容错能力,可更好地适应 Turbo 码中低信噪比的实际环境.

参考文献

- [1] 解辉,黄知涛,王丰华.信道编码盲识别技术研究进展[J].电子学报,2013,41(6):1166-1176.
XIE Hui, HUANG Zhi-tao, WANG Feng-hua. Research progress of blind recognition of channel coding [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(6): 1166-1176. (in Chinese)
- [2] BERROU C, GLAVIEUX A, THITIMAJSHIMA P. Near shannon limit error-correcting coding and decoding: turbo codes [A]. IEEE International Conference on Communication [C]. Piscataway: IEEE Press, 1993. 1064-1070.
- [3] SICOT G, et al. Blind detection of interleaver parameters [J]. Signal Processing, 2009, 89(4): 450-462.
- [4] 甘露,刘宗辉,等.卷积交织参数的盲估计[J].电子学报,2011,39(9):2173-2177.
GAN Lu, LIU Zong-hui, et al. Blind estimation of the parameters of convolutional interleaver [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2173-2177. (in Chinese)
- [5] CLUZEAU M, FINIASZ M, TILLICH J-P. Methods for the reconstruction of parallel turbo codes [A]. International Symposium on Information Theory [C]. Austin, Texas, USA, 2010. 2008-2012.
- [6] 刘骏,李静,等.一种 Turbo 码随机交织器的迭代估计方法[J].通信学报,2015,36(6):20151401-20151406.
LIU Jun, LI Jing, et al. Iterative estimation method for random interleaver of Turbo codes [J]. Journal on Communications, 2015, 36(6): 20151401-20151406. (in Chinese)
- [7] TILLICH J-P, TIXIER A, SENDRIER N. Recovering the interleaver of an unknown Turbo-Code [A]. International Symposium on Information Theory [C]. Austin, Texas, USA: IEEE, 2014. 2784-2788.
- [8] 任亚博,张健,刘以农.高误码率下 Turbo 码交织器的恢复方法[J].电子与信息学报,2015,37(8):1926-1930.
REN Ya-bo, ZHANG Jian, LIU Yi-nong. Reconstruction of Turbo-code interleaver at high bit error rate [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(8): 1926-1930. (in Chinese)
- [9] 刘骏,李静,彭华.基于校验方程平均符合度的 Turbo 码交织器估计[J].电子学报,2016,44(5):1214-1218.
LIU Jun, LI Jing, PENG Hua. Estimation of Turbo-code interleaver based on average conformity of parity-check Equation [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(5): 1214-1218. (in Chinese)
- [10] 刘骏. Turbo 码编码参数识别技术研究[D].河南郑州:信息工程大学,2015.
LIU Jun. Research On Parameter Estimation Techniques of Turbo Encoder [D]. Zhengzhou, Henan: Information Engineering University, 2015. (in Chinese)
- [11] YU P D, LI J, PENG H. A least square method for parameter estimation of sub-codes of turbo codes [J]. IEEE Communication Letters, 2014, 18(4): 644-647.
- [12] 于沛东,李静,彭华.一种利用软判决的信道编码识别新算法[J].电子学报,2013,41(2):301-306.
YU Pei-dong, LI Jing, PENG Hua. A novel algorithm for channel coding recognition using soft-decision [J]. Acta Electronic Sinica, 2013, 41(2): 301-306. (in Chinese)
- [13] HAGENAUER J, et al. Iterative decoding of binary block and convolutional codes [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1996, 42(2): 429-445.
- [14] SHEN B, PATAPOUTIAN A, MCEWEN P A, et al. Punctured recursive convolutional encoders and their applications in turbo codes [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2001, 47(6): 2300-2320.
- [15] YU P D, LI J, PENG H. Gibbs sampling based parameter estimation for RSC sub-codes of Turbo codes [A]. Sixth International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP) [C]. USA: IEEE, 2014. 1-5.
- [16] YU P D, PENG H, LI J. On blind recognition of channel codes within a candidate set [J]. IEEE Communication Letters, 2016, 20(4): 736-739.

作者简介



陈泽亮 男,1992年4月出生,湖南岳阳人.解放军信息工程大学硕士生,主要研究方向为信道编码识别分析.
E-mail: zelchen@163.com



李静 女,1972年5月出生,山东烟台人.解放军信息工程大学副教授、硕士生导师,主要研究方向为信道编码、信号分析与处理.