

LT 码度分布改进及在认知无线电链路保持中的应用

易本顺^{1,2}, 姚渭箐^{1,3}

(1. 武汉大学电子信息学院, 湖北 武汉 430072; 2. 武汉大学深圳研究院, 广东 深圳 518057;
3. 国网湖北省电力有限公司信息通信公司, 湖北 武汉 430077)

摘 要: 度分布是影响 Luby transform (LT) 码性能的关键因素。基于认知无线电链路保持模型, 采用双层寻优算法 (THOA, two-layer hierarchical optimization algorithm), 将译码开销较小时具有高译码成功率的改进的泊松分布 (IPD, improved Poisson distribution) 与译码开销较大时具有高译码成功率的顽健孤子分布 (RSD, robust soliton distribution) 的优点进行有机结合, 构建新型 LT 码度分布。仿真结果表明, 该新型度分布应用于基于 LT 码的认知无线电链路保持中, 能有效提高次用户通信可靠性和有效性。

关键词: LT 码; 认知无线电; THOA; 可译集; 有效吞吐量

中图分类号: TN911.22

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018062

Degree distribution optimization for LT codes and its application in link maintenance of cognitive radio

YI Benshun^{1,2}, YAO Weiqing^{1,3}

1. School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China

2. Shenzhen Institute, Wuhan University, Shenzhen 518057, China

3. State Grid Hubei Information & Telecommunication Company Limited, Wuhan 430077, China

Abstract: The degree distribution has a great influence on the performance of Luby transform (LT) codes. Based on the link maintain model of cognitive radio system, the novel degree distribution of LT codes was obtained by using the THOA (two-layer hierarchical optimization algorithm) to combine the IPD (improved poisson distribution) which achieved high decoding success rate with low overhead and the robust soliton distribution (RSD) which achieved high decoding success rate with high overhead. Simulation results show that the proposed method with application to link maintenance in cognitive radio system can improve the reliability and efficiency of secondary communication.

Key words: LT codes, cognitive radio, THOA, ripple size, goodput

1 引言

认知无线电作为一种有效的技术用于解决频谱资源短缺的问题。次用户可以机会式接入主用户暂未使用的信道^[1], 当主用户突然出现时, 次用户数据通信被强制中断, 需要重构它们的通信链路。这不仅耗时, 而且会降低次用户系统的性能。

Willkomm 等^[2]首次提出认知无线电系统的次用户链路保持模型, 并采用基于冗余纠错码^[3] LT 码实现对主用户干扰的补偿, 随后 Yue 等^[4,5]进行了进一步研究。在该模型的基础上, 本文提出一种适用于认知无线电系统的次用户链路保持的新型 LT 码度分布设计方法。其核心思路是将译码开销较小时具有高译码成功率的度分布与译码

收稿日期: 2017-04-17; 修回日期: 2018-01-22

通信作者: 姚渭箐, ywq1005@whu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61371125); 深圳市基础研究基金资助项目 (No.JCYJ20150630153917254)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61371125), Basic Research Project of Shenzhen (No.JCYJ20150630153917254)

开销较大时具有高译码成功率的顽健孤子分布结合在一起构建新型度分布。首先,对经典的泊松分布(PD, Poisson distribution)函数进行局部改进,并基于 PD 的数学特性以及平均度数,推导出 λ 参数的最优值;然后,基于 LT 码的期望可译集以及次用户链路的有效吞吐量与 LT 码度分布的相关性,构建双层优化目标,采用双层寻优算法(THOA, two-layer hierarchical optimization algorithm)作为寻优工具在 IPD 与 RSD 间进行寻优。将改进的 LT 码作为信道编码应用于认知无线电链路保持中,能最大限度地降低误比特率(BER, bit error rate),同时从一定程度上提高了次用户链路的有效吞吐量。

2 次用户链路保持模型

在基于 LT 码的认知无线电次用户链路保持模型^[4,5]中,发送端将长度为 $k \times l$ bit 的原始数据均分为 k 个输入分组;接着,编码器对 k 个输入分组进行 LT 编码生成 $N = k + K$ 个编码分组,其中, K 为冗余编码分组的数量;随后,这 N 个编码分组通过次用户链路的 N 个并行子信道发送给接收端,即一个子信道传输一个编码分组。接收端接收到任意略大于 k 且小于 N 个编码分组,接收端的译码器便能完全恢复 k 个输入分组,而不需要关心是哪些编码分组用于译码。

如图 1 所示,次用户通信的帧结构(t_{frame})被分为 4 个部分:感知时间段(t_{sens})、控制时间段(t_{control})、获取时间段(t_{acquire})和数据传输时间段(t_{data})。其中, t_{sens} 、 t_{control} 和 t_{acquire} 一起构成链路保持时间。在 t_{sens} 中,通过频谱感知确定未被主用户使用的子信道。在 t_{control} 中,发送端和接收端之间互换感知结果,并达成共识,决定哪些子信道必须排除,而哪些子信道则可以用来通信。 t_{acquire} 为获取新子信道所需的时间。 t_{data} 为信息在当前次用户链路上的传输时长。

假设所有子信道干扰概率都是相等的,并且不同子信道的干扰概率是独立的。同样,对于连续的时间帧,子信道干扰概率也是独立的。

定义 n_e 表示解调和译码后丢失的数据分组, P_{n_e} 表示丢失 n_e 个数据分组的概率, E 表示译码失败事件。由于当 $n_e > K$ 时,信息错误概率为 1,于是得到 LT 码的总信息错误概率^[4]为

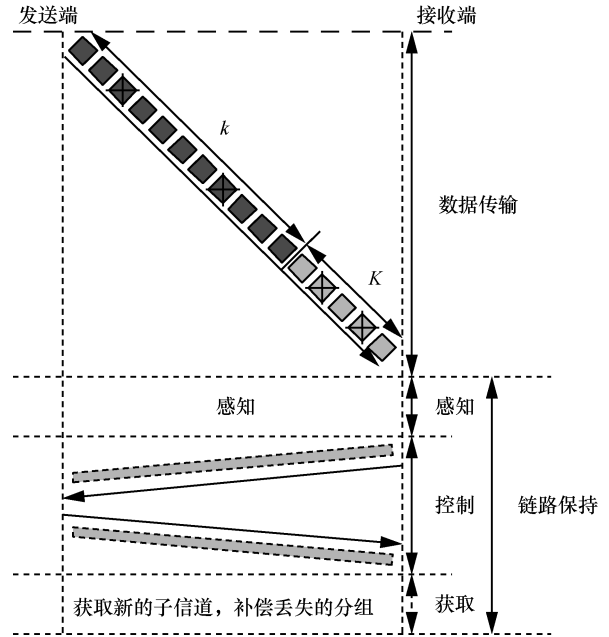


图 1 次用户通信的帧结构

$$P_w = P_r(n_e > K) + P_r(E | n_e \leq K)P_r(n_e \leq K) = \sum_{n_e=K+1}^N P_{n_e} + \sum_{n_e=0}^K P_r(E | n_e)P_{n_e} \quad (1)$$

定义 p_1 为子信道总干扰概率,表示为

$$p_1 = p_{\text{PU}} + p_a \quad (2)$$

其中, p_{PU} 为主用户的干扰概率, p_a 为信道质量较差时译码失败概率。

P_{n_e} 表示为

$$P_{n_e} = \binom{N}{n_e} p_1^{n_e} (1 - p_1)^{N - n_e}, \quad n_e = 0, 1, \dots, N \quad (3)$$

定义 N_{dec} 为 $k \times l$ bit 的数据信息完全成功译出所需的比特数量,于是得到

$$P_r(E | n_e) = P_r(N_{\text{dec}} > (N - n_e)l) \quad (4)$$

定义 P_a 为次用户链路保持的概率,即在上一个帧内,正在被次用户链路使用的子信道中,至少一个被主用户占用从而需要重新获取子信道的概率。根据式(3), P_a 可表示为

$$P_a = \sum_{n_e=1}^N P_{n_e} = 1 - (1 - p_1)^N \quad (5)$$

根据式(5),时间帧的平均长度可表示为

$$t_{\text{frame}} = t_{\text{sens}} + t_{\text{control}} + P_a t_{\text{acquire}} + t_{\text{data}} \quad (6)$$

从而得到平均有效吞吐量为

$$G_{\text{bit}} = \frac{(1 - P_w)kb_{\text{sc}}t_{\text{data}}}{t_{\text{sens}} + t_{\text{control}} + P_a t_{\text{acquire}} + t_{\text{data}}} \quad (7)$$

其中, b_{sc} 为子信道的比特率。

3 LT 码原理

3.1 LT 码编译码过程

LT 码的编码过程非常简单, 具体步骤如下。

Step1 从度分布中随机选择一个度 d 。

Step2 随机且均匀地选取 d 个原始分组。

Step3 将这 d 个输入分组进行异或 (XOR) 生成一个编码分组。

通常, LT 码采用 BP 算法进行译码, 具体步骤如下。

Step1 度数为 1 ($d=1$) 的编码分组直接译码。

Step2 译出的原始分组与跟其相连的编码分组进行异或后替代原编码分组, 同时删除其连接关系。

Step3 重复步骤 Step1 和 Step2, 直至译码完成。LT 码编译码过程如图 2 所示。

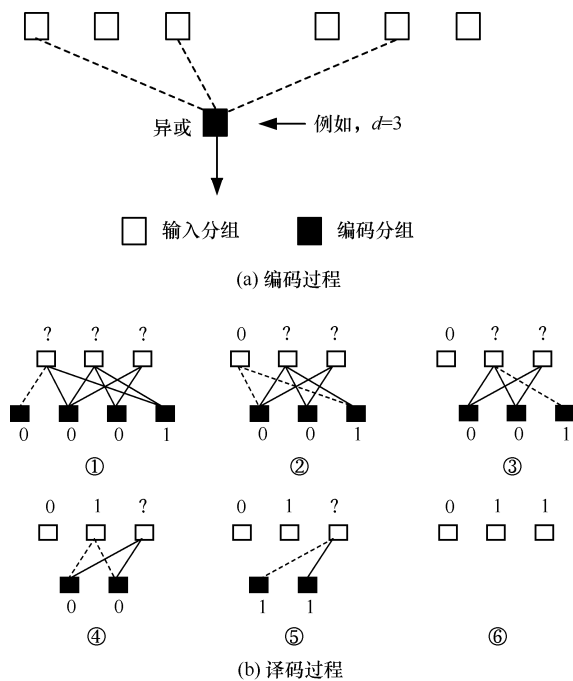


图 2 LT 码编译码过程

3.2 LT 码经典度分布

LT 编码过程中, 每个编码分组都是从度分布 $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k)$ 随机且独立地选取一个度数 d 。度分布产生的函数表达式为

$$\Omega(x) = \sum_{d=1}^k \Omega_d x^d \quad (8)$$

其中, Ω_d 是一个编码分组选取度数为 d 的概率, 并

$$\text{且 } \sum_{d=1}^k \Omega_d = 1。$$

LT 过程的随机行为完全取决于度分布 Ω_d , 编码分组数量 N 以及输入分组数量 k 。一个好的度分布需满足 2 个设计目标。

1) LT 过程成功所需的平均编码分组数量尽可能少, 确保 LT 过程成功的编码数量对应于确保原始数据全部恢复的编码分组数量。

2) 编码分组的平均度数尽可能小, 平均度数是生成一个编码分组所需的平均 XOR 运算次数。平均度数乘以 N 就是恢复原始数据所需异或运算的平均次数。

常见的 LT 码度分布有理想孤子分布 (ISD, ideal soliton distribution) 和 RSD^[3]。

1) 理想孤子度分布

ISD 表示的是一种理想情况, 即在每次译码迭代中, 只有一个度为 1 的编码分组, 并且在每次迭代译码之后, 只出现一个新的度为 1 的编码分组。其度分布函数为

$$\Omega_d^{\text{ISD}} = \begin{cases} \frac{1}{k}, & d=1 \\ \frac{1}{d(d-1)}, & d=2,3,\dots,k \end{cases} \quad (9)$$

其中, d 为每个编码分组的度, k 为原始分组数量。

然而, 这种度分布的实际性能很差, 一个很小的偏差就会导致度为 1 的编码分组消失从而造成译码终止。

2) 顽健孤子度分布

针对 ISD 的不足, RSD 在度分布函数中引入 2 个参数 c 和 δ , 期望度为 1 的编码分组数量在译码过程中始终保持为 $R = c \ln(\frac{k}{\delta}) \sqrt{k}$ ^[3], 其中, k 为原始分组数量, c 为大于 0 的常数, δ 为译码失败概率。

首先, 定义一个函数

$$\tau_d = \begin{cases} \frac{R}{dk}, & d=1,2,\dots,\lceil \frac{k}{R} \rceil - 1 \\ \frac{R}{k} \ln\left(\frac{R}{\delta}\right), & d = \lceil \frac{k}{R} \rceil \\ 0, & d = \frac{k}{R} + 1, \dots, k \end{cases} \quad (10)$$

将 Ω_d^{ISD} 与 τ_d 相加, 并且归一化得到 Ω_d^{RSD}

$$\Omega_d^{\text{RSD}} = \frac{\Omega_d^{\text{ISD}} + \tau_d}{\sum_{d=1}^k (\Omega_d^{\text{ISD}} + \tau_d)}, \quad d=1,2,\dots,k \quad (11)$$

尽管 RSD 优于 ISD,但采用 RSD 进行 LT 编码所产生的编码分组多为度数较大的编码分组,在译码过程中可能会由于缺少足量度数较小的编码分组而导致译码中断。

4 LT 码度分布改进方法

4.1 改进的泊松分布

大量的研究工作证实,一个好的度分布具有某些特征^[6]。度分布中某些度数的比例对 LT 码的可译码性起主导作用。一个重要特征是度数为 2 在度分布中所占比例最高。在 BEC 中,为保证译码率,需要 $\lim_{k \rightarrow \infty} \Omega_2 = 0.5$ ^[7]。同时,度数为 1 的编码分组的比例必须要小^[8-10]。因此,LT 码可通过调整这些度数的比例获得良好的性能。

基于度分布特性,通过调整度数为 2 的比例对 PD 进行改进来获得更高的初始译码成功率。改进的泊松分布 (IPD, improved Poisson distribution) 为

$$\mu_d = \begin{cases} \frac{1}{2}, & d=2 \\ \frac{\lambda^d e^{-\lambda}}{d!}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

然后,对函数 μ_d 进行归一化,得到 IPD 函数 Ω_d^{IPD} 为

$$\Omega_d^{\text{IPD}} = \frac{\mu_d}{\sum_{d=1}^k \mu_d}, \quad d=1,2,\dots,k \quad (13)$$

其中, λ 是为大于 0 的常数。

参数 λ 直接影响 LT 码的编译码过程,因此,有必要为其选择合适的参数值。为了满足一个好的度分布的设计需要^[3],编码分组的平均度数越小越好。IPD 和 ISD 平均度数的问题可转换为 Ω_d^{IPD} 和 Ω_d^{ISD} (式(9)) 均值的问题。 Ω_d^{IPD} 和 Ω_d^{ISD} 均值的表达式为

$$E[\Omega_d^{\text{IPD}}] \approx 2 \times \frac{1}{2} + 1 \times \frac{\lambda^1 e^{-\lambda}}{1!} + 3 \times \frac{\lambda^3 e^{-\lambda}}{3!} + \dots + k \times \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} \quad (14)$$

$$E[\Omega_d^{\text{ISD}}] = 1 \times \frac{1}{k} + \sum_{d=2}^k \frac{d}{d \times (d-1)} \quad (15)$$

ISD 表示的是一种理想情况,即编码分组进入可译集的速度与移除的速度相同^[3]。理想情况下, λ

的参数值可通过 Ω_d^{IPD} 和 Ω_d^{ISD} 值相等来推出。 Ω_d^{ISD} 均值将会随 k 增加而增大。基于 PD 的数学特性,当 $k < 20$ 时 PD 近似于 BD^[11]。因此,考虑从 $k=20$ 点推导出 λ 的参数值。根据当 $k=20$ 时 $E[\Omega_d^{\text{IPD}}] = E[\Omega_d^{\text{ISD}}] = 3.577$, 得到 $\lambda \approx 3.04$ 。

假设输入分组 $k=1000$, RSD、PD 和 IPD 度分布函数的概率分布如图 3 所示。

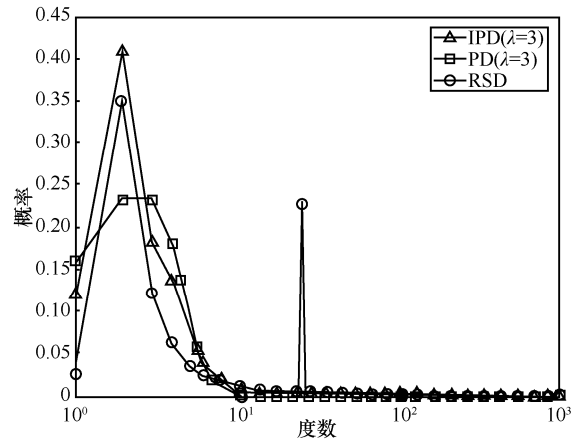


图 3 RSD、PD 和 IPD 概率分布

为了验证 IPD 性能,采用 IPD 对 LT 码进行 1 000 次编译码仿真。当 λ 选取不同参数时,IPD 成功译出的输入分组比率随译码开销变化情况的仿真结果如图 4 所示, $\varepsilon = \frac{N-k}{k}$ 表示译码开销, N 为译码成功所需编码分组个数。很明显,当 $\lambda=3$ 时,IPD 具有较好的译码性能,随着译码开销的增加,译码成功率一直保持较高的状态,甚至可达 90% 以上。不足的是,当译码开销较大时,RSD (参数 $c=0.1, \delta=0.005$) 的译码性能表现更佳,而此时 IPD

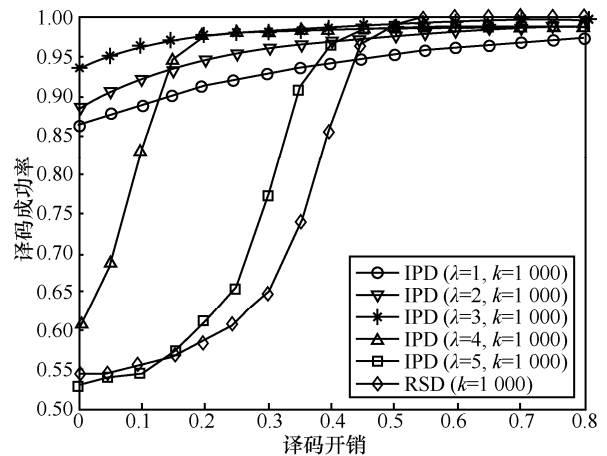


图 4 IPD 和 RSD 的译码成功率

的译码成功率上升速度减缓。因此，验证了 IPD 在译码开销较小时具有高译码成功率的度分布，而 RSD 在译码开销较大时具有高译码成功率的度分布。

4.2 基于两层递阶优化算法的度分布优化

为了将 IPD 和 RSD 的优点进行有机结合，考虑采用优化算法在 2 种度分布间进行寻优得到 BER 性能更佳的度分布，从而提高认知无线电次用户链路的通信可靠性。同时，优化过程中还需要考虑次用户链路的通信可靠性。

改进的度分布优化方法基本思路如下。首先，分析 LT 码的可译集和次用户链路的有效吞吐量这 2 个因素与度分布的关联性来构建目标函数；然后，通过最大化目标值，采用两层递阶优化算法 (THOA, two-layer hierarchical optimization algorithm) 对度分布进行寻优；此外，为提高 THOA 的全局搜索能力，提出一个搜索算法来动态调整搜索域。

4.2.1 2 个重要因素与度分布关联性研究

1) 可译集

LT 码的 BER 性能是衡量认知无线电次用户链路保持系统的通信可靠性的重要标准。本文通过优化度分布来改善 BER 性能，而 LT 码可译集一定程度上反映度分布与 LT 码译码性能的相关性。

可译集是 LT 译码过程中度为 1 的编码分组集合，一定程度上反映译码成功率和度分布函数之间的关系。在译码过程的每一步中，一方面，随着译出的原始分组与跟其相连的所有编码分组之间的连接关系在 XOR 运算后被移除，度数较高的编码分组便变成度数为 1 的编码分组，从而进入可译集；另一方面，度数为 1 的编码分组直接被译出后便从可译集中移出。因此，可译集的大小在译码过程中不断发生变化。对于一个好的度分布来说，希望产生足够多的度数为 1 的编码分组的同时，能尽可能降低这种波动幅度。Karp 等^[12]第一次提出期望可译集的表达式。

$$R_{\Omega}(\rho) = (1 + \varepsilon)(k - \rho) \left(\frac{d}{dx} (\Omega_1 x + \Omega_2 x^2 + \dots + \Omega_k x^k) \right) \Bigg|_{x=\frac{\rho}{k}} + \frac{1}{1 + \varepsilon} \ln \frac{k - \rho}{k} + O(1) \quad (16)$$

其中， $\Omega(\cdot)$ 为度分布， k 为原始分组数量， ρ 表示成功译码的原始分组数量。 $\varepsilon = \frac{K}{k}$ 表示 LT 码译码开销，即次用户链路保持模型中子信道的冗余

开销。

基于上述理论分析，本文通过增大期望可译集均值并同时降低其方差^[13]，即最大化式(17)来获得优化度分布。

$$f(\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k) = \frac{1}{k} \sum_{\rho=0}^{k-1} R_{\Omega}(\rho) - \alpha \frac{1}{k} \sum_{\rho=0}^{k-1} (R_{\Omega}(\rho) - \frac{1}{k} \sum_{\rho=0}^{k-1} R_{\Omega}(\rho))^2 \quad (17)$$

其中， $\alpha \in (0, 1)$ 。 α 过大会降低均值的容忍度。如果 $\alpha = 0$ ，目标则转化为求期望可译集方差的最大值。通常情况下，将 α 的取值范围设置为 0 到 1 之间，本文设置 $\alpha = 0.25$ 。

2) 有效吞吐量

另外一个重要因素是次用户链路的平均有效吞吐量，用作衡量认知无线电次用户链路保持系统的通信有效性。期望通过优化度分布来提高次用户链路的有效吞吐量并降低达到最大有效吞吐量所需的冗余子信道数量，所以需要找到有效吞吐量与度分布关联性。

根据 LT 码编译码原理可知，生成 N 个编码分组总共需要进行 $NE[\Omega_i]$ 次异或运算，即编码分组与输入分组之间总共存在 $NE[\Omega_i]$ 个连接关系。在一个随机编码过程中，每个输入分组未参与编码的概率为 $\left(1 - \frac{1}{k}\right)$ ，因此，可计算出输入分组的漏选概率为 $\left(1 - \frac{1}{k}\right)^{NE[\Omega_i]}$ ^[14]。在所有参与编码的输入分组全部被译出的理想情况下，输入分组的漏选概率即无法避免的译码失败概率，因此，输入分组的漏选概率直接影响 LT 码译码性能。将 $P_r(E | n_e)$ 近似为无法避免的译码失败概率，表达如下。

$$P_r(E | n_e) = \left(1 - \frac{1}{k}\right)^{NE[\Omega_i]} \quad (18)$$

将式(18)代入式(1)得

$$P_w = \sum_{n_e=K+1}^N P_{n_e} + \sum_{n_e=0}^K \left(\left(1 - \frac{1}{k}\right)^{NE[\Omega_i]} \right) P_{n_e} \quad (19)$$

基于以上分析，与度分布相关的有效吞吐量可表示为

$$G_{\text{bit}}(\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k) = \frac{(1 - P_w)kb_{sc}t_{\text{data}}}{t_{\text{sens}} + t_{\text{control}} + P_a t_{\text{acquire}} + t_{\text{data}}} \quad (20)$$

其中，

$$\left\{ \begin{array}{l} P_w = \sum_{n_e=K+1}^N P_{n_e} + \sum_{n_e=0}^K \left(\left(1 - \frac{1}{k}\right)^{NE[\Omega_d]} \right) P_{n_e} \\ P_a = \sum_{n_e=1}^N P_{n_e} = 1 - (1 - p_1)^N \\ E[\Omega_d] = \sum_{d=1}^k d \Omega_d \\ P_{n_e} = \binom{N}{n_e} p_1^{n_e} (1 - p_1)^{N - n_e}, \quad n_e = 0, 1, \dots, N \end{array} \right.$$

4.2.2 算法设计

为防止寻优过程中搜索结果超出边界而为负值,设计一种动态搜索算法(DSA, dynamic search algorithm),对寻优算法的每一步骤中的搜索域和步长进行动态调整,从而提高搜索能力和收敛性能。

DSA 算法具体实现步骤如下。

Step1 基于 IPD 和 RSD 产生初始度分布,例如,集合大小为 m , 有 k 个待优化的参数,即要随机产生一个 k 行 m 列初始度分布集合 $\{\Omega_j | j=1, 2, \dots, m\}$ 。每个度分布表示为向量 $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k)$, 其中 $\Omega_d \in [\Omega_d^{\text{IPD}}, \Omega_d^{\text{RSD}}]$, $d=1, 2, 3, \dots, k$ 。在第一次迭代中, $\Omega_{\text{init}} \in [\min(\Omega_d^{\text{IPD}}, \Omega_d^{\text{RSD}}), \max(\Omega_d^{\text{IPD}}, \Omega_d^{\text{RSD}})]$ 。

Step2 每个度分布 Ω 在 *Region* 内进行随机搜索 n_b 个度分布 $\{\varphi_i | i=1, 2, \dots, n_b\}$ 。其中,每个度分布为 $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k)$, 每个度数 $\varphi_d, d=1, 2, 3, \dots, k$ 的选取过程可以表示为

$$\varphi_d = \Omega_d + \text{Region} \cdot \text{Rand}(), d=1, 2, 3, \dots, k \quad (21)$$

Step3 比较这 n_b 个度分布的目标函数值,选取函数值最大/小者作为该集合 $\{\varphi_i | i=1, 2, \dots, n_b\}$ 的最优值 φ_{local} 。

Step4 比较 φ_{local} 和 Ω 的目标函数值,如果 φ_{local} 的目标函数值大于 Ω 的目标函数值,表明 φ_{local} 优于 Ω , 则 Ω 朝 φ_{local} 方向前进一步,否则保持不变,该过程可以表示为

$$\Omega_{\text{next}} = \begin{cases} \Omega + \frac{\varphi_{\text{local}} - \Omega}{P\varphi_{\text{local}} - P\Omega} \cdot \text{Step} \cdot \text{Rand}(), & \varphi_{\text{local}} \text{ 优于 } \Omega \\ \Omega, & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

其中, $\text{Step} = 0.5 \text{Region}$ 。

Step5 动态调整 *Region*, 该过程可以表示如下。

$$\text{Region} = 0.618 \min(|\Omega_{\text{dnext}} - \Omega_d^{\text{IPD}}|, |\Omega_{\text{dnext}} - \Omega_d^{\text{RSD}}|) \quad (23)$$

Step6 如果迭代次数小于设定值,转移到步骤 Step2; 否则,度分布 Ω 搜索到其局部最优度分布 Ω_{global} 。从而得到 m 个度分布各自的局部最优度分布 $\{\Omega_{j\text{global}} | j=1, 2, \dots, m\}$ 。

Step7 比较 $\{\Omega_{j\text{global}} | j=1, 2, \dots, m\}$ 的目标函数值,得到全局最优度分布 Ω_{best} 。

设计 THOA 算法对度分布进行寻优,将 LT 码的纯理论研究过渡到认知无线电系统的实际应用中。主要思路是将搜索过程分为 2 层结构。首先在 IPD 和 RSD 的动态搜索域中选择合适的初始度分布集;接着进行第一层寻优,基于可译集特性搜索最优度分布;将第一层的优化结果用作第二层的输入集;随后进行第二层寻优,基于有效吞吐量特性获得最优度分布。THOA 算法的过程如下。

Step1 构建 M 个初始度分布集合 $\{\Omega_j | j=1, 2, \dots, M\}$, 其中, $\Omega = (\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_k)$ 。通过 $\Omega_{\text{init}} \in [\min(\Omega_d^{\text{IPD}}, \Omega_d^{\text{RSD}}), \max(\Omega_d^{\text{IPD}}, \Omega_d^{\text{RSD}})]$, $d=1, 2, 3, \dots, k$ 选取初始集合。

Step2 将初始度分布集合 $\{\Omega_j | j=1, 2, \dots, M\}$ 均分为 m 个组,每组包含 $\frac{M}{m}$ 个度分布。假设这 m 个组是平行的,即彼此之间无干扰且独立搜索。

Step3 采用 DSA 算法作为寻优工具,以最大化式(17)为目标,搜索得到最优度分布 Ω_{best} 。从而得到这 m 个分组的最优度分布集合 $\{\Omega_{j\text{best}} | j=1, 2, \dots, m\}$ 。

Step4 m 个组的寻优结果 $\{\Omega_{j\text{best}} | j=1, 2, \dots, m\}$ 用作第 2 层的输入集。

Step5 根据式(20),分别计算 $\{\Omega_{j\text{best}} | j=1, 2, \dots, m\}$ 的目标函数值,选取最大者作为最终的最优度分布 Ω_{BEST} 。

5 实验仿真

本节验证新型 LT 码度分布优化方法(简称为 THOA 度分布)对于认知无线电次用户链路保持的有效性。将分别从 LT 码的误比特率(BER)性能和次用户链路的有效吞吐量 2 个方面进行评估。假设该认知无线电系统模型有 $N=100$ 个信道,并且添加 K 个子信道用于保持次用户链路的通信质量。将一个长为 10 000 bit 的原始数据信息均分为 100 个输入分组。

选取参数 $c=0.1$ 和 $\delta=0.5$, 分别采用 RSD 和

THOA 对 100 个输入分组进行编码。基于 1 000 次编译码仿真结果，分析和比较这 2 种方法的 BER。当 $K = 30、40、50、60$ 时，不同干扰概率下 RSD 和 THOA 的 BER 比较如图 5 所示。

可明显看出，当冗余子信道的数量相同时，随着干扰概率减小，2 种方法的 BER 都逐渐降低。相比 RSD、THOA 的 BER 性能始终表现较优。如图 5(c)所示，假设链路存在 50 个冗余子信道，当 $p_1 = 0.01$ 时，THOA 的 BER 仅为 3.68×10^{-3} ，明显低于 RSD；而当 $p_1 = 0.001$ 时，THOA 的 BER 降低到 1.87×10^{-3} ，BER 性能依旧优于 RSD。并且，随着冗余子信道的数量增多，即接收端接收较多编码分组，2 种方法的 BER 都有明显降低，THOA 的 BER 性能始终占有绝对优势。例如，在相同干扰概率 $p_1 = 0.001$ 下，当 $K = 30$ 时，THOA 的 BER 为 2.49×10^{-2} ，RSD 的 BER 为 3.26×10^{-1} ；当 $K = 60$ 时，THOA 的 BER 降低到 5.10×10^{-4} ，RSD 的 BER 为 3.11×10^{-3} 。

另一个重要的性能指标是次用户链路的有效吞吐量。文献[2]证实信息错误概率与链路保持概率之间存在一个折中。使用更多数量的冗余并不一定能带来更大的有效吞吐量。更多数量的冗余提高了链路保持概率，但是却降低了次用户链路的有效吞吐量。因此，为了获得可能的最大有效吞吐量，有必要选择最优的冗余子信道数量。本文假设每个子信

道的 $b_{sc} = 125 \text{ kbit/s}$ 和 $t_{sens} = t_{control} = t_{acquire} = t_{data} = 1 \text{ ms}$ 。

有效吞吐量随冗余子信道数量的变化情况如图 6 所示。可以看到，随着子信道数量增加，RSD 和 THOA 这 2 种方法的次用户链路的有效吞吐量都逐渐增大。当达到最大有效吞吐量以后，再随着子信道数量增加，有效吞吐量则开始非常缓慢地下降，但几乎看不出。

随着干扰概率的增大，达到最大有效吞吐量所需的冗余子信道数量也增多。如图 6(b)所示，当 $p_1 = 0.01$ 时，采用 RSD 方法进行 LT 码编码，需要 80 个冗余子信道，次用户链路才能达到最大有效吞吐量，而 THOA 方法则只需 35 个。当 $p_1 = 0.05$ 时，采用 RSD 方法进行 LT 码编码，需要 90 个冗余子信道，次用户链路才能达到最大有效吞吐量，而 THOA 方法则只需 45 个冗余子信道，降低了频谱资源消耗。可以明显看出，相比 RSD、THOA 方法达到最大有效吞吐量所需的冗余子信道数量最少。

6 结束语

本文研究了一种适用于认知无线电链路保持的新型 LT 码度分布设计方法，将译码开销较小时拥有高译码成功率的 IPD 与译码开销较大时拥有高译码成功率的 RSD 进行有机结合。基于 LT 码的期望可译集以及次用户链路的有效吞吐量与 LT 码度分布的相关性，构建双层优化目标，采用双层寻优

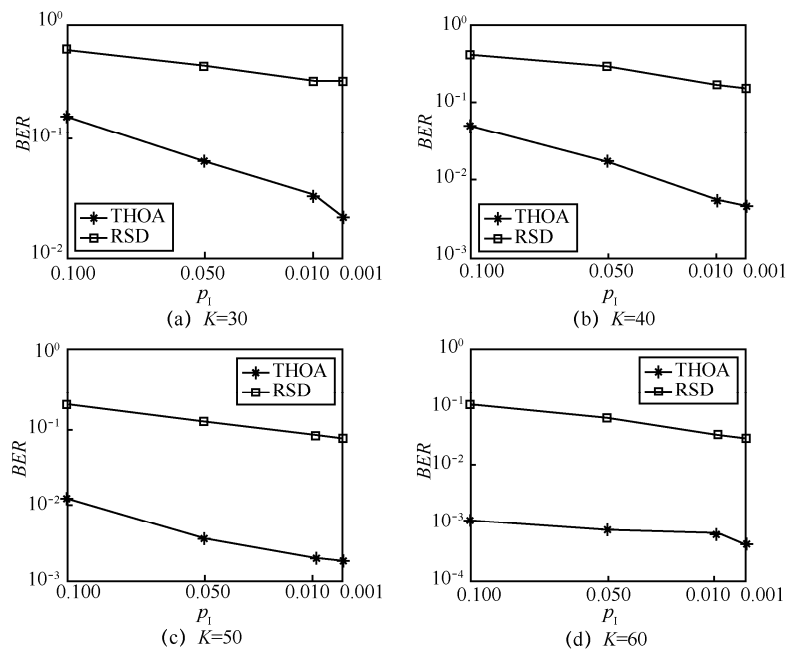


图 5 THOA 和 RSD 误比特率

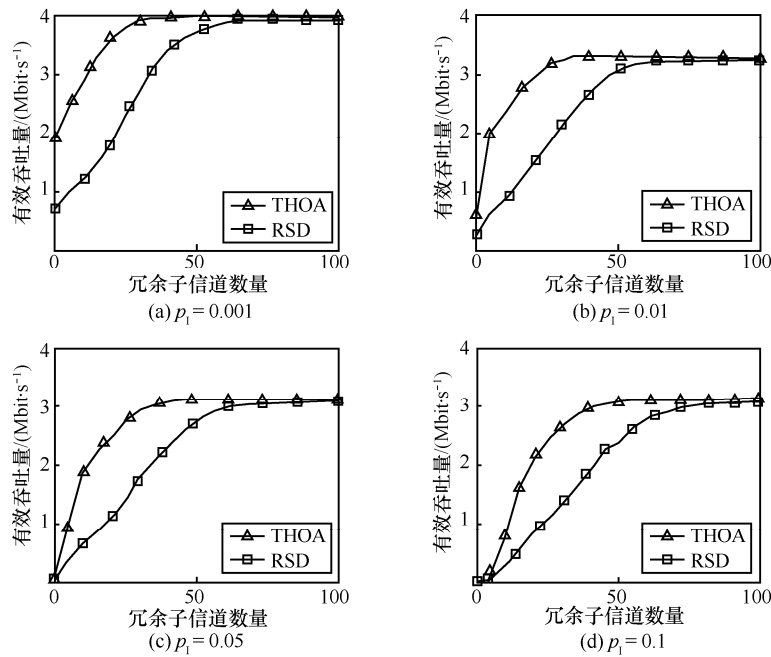


图6 THOA 和 RSD 有效吞吐量

算法作为寻优工具在 2 种度分布间进行寻优, 实现了次用户通信可靠性和有效性的提高。

参考文献:

- [1] 张勇, 滕颖蕾, 宋梅. 认知无线电与认知网络[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2012.
ZHANG Y, TENG Y L, SONG M. Cognitive radio and cognitive networks[M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2012.
- [2] WILLKOMM D, GROSS J, WOLISZ A. Reliable link maintenance in cognitive radio systems[C]//2005 First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. 2005: 371-378.
- [3] LUBY M. LT codes[C]//43rd Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science. 2002: 271-280
- [4] YUE G, WANG X. Anti-jamming coding techniques with application to cognitive radio[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(12):5996-6007.
- [5] YUE G. Antijamming coding techniques[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(6):35-45.
- [6] LIAU A, YOUSEFI S, KIM I M. Binary soliton-like rateless coding for the Y-network[J]. IEEE Transactions on Communications, 2011, 59(12): 3217-3222.
- [7] ETESAMI O, SHOKROLLAHI A. Raptor codes on binary memoryless symmetric channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(5): 2033-2051.
- [8] MACKAY D J C. Fountain codes[J]. IEEE Proceedings Communications, 2005, 152(6): 1062-1068.
- [9] HYYTIÄ E, TIRRONEN T, VIRTAMO J. Optimizing the degree distribution of LT codes with an importance sampling approach[C]//6th International Workshop on Rare Event Simulation. 2006.

- [10] SHOKROLLAHI A. Raptor codes[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(6): 2551-2567.
- [11] 盛骤, 谢士千, 潘承毅. 概率论与数理统计(第四版)[M]. 北京: 高等教育出版社, 2010.
SHENG Z, XIE S Q, PAN C Y. Probability theory and mathematical statistics (4th ed) [M]. Beijing: Higher Education Press, 2010.
- [12] KARP R, LUBY M, SHOKROLLAHI A. Finite length analysis of LT codes[C]//International Symposium on Information Theory. 2004.
- [13] YEN K K, LIAO Y C, CHEN C L, et al. Modified robust soliton distribution (MRSD) with improved ripple size for LT codes[J]. IEEE Communications Letters, 2013, 17(5): 976-979.
- [14] 焦健, 杨志华, 顾术实, 等. 基于随机置换展开与停止集的 LT 码联合编译码算法[J]. 通信学报, 2013, 34(2): 31-39.
JIAO J, YANG Z H, GU S S, et al. Novel joint encoding/decoding algorithms of LT codes based on random permute egde-growth and stopping set[J]. Journal on Communications, 2013, 34(2): 31-39.

[作者简介]



易本顺 (1965-), 男, 湖北武汉人, 博士, 武汉大学教授、博士生导师, 主要研究方向为多媒体网络通信、信源信道编码、无线通信、光电信息系统等。

姚渭箐 (1983-), 女, 湖北武汉人, 博士, 国网湖北省电力有限公司信息通信公司工程师, 主要研究方向为无线通信与信道编码。