

基于软判决的 LDPC 码校验向量识别算法

罗路为, 雷迎科, 李 昕, 邵 莖

(国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037)

摘 要: 针对现有 LDPC 码校验向量识别算法的容错性差和识别率低的问题, 提出了一种 LDPC 码校验向量的迭代识别算法。该算法首先利用信道输出的软信息分析校验关系对数似然比的概率分布特性, 找到一种校验向量的预判决方法, 大幅度降低了构造校验向量的搜索空间; 然后在软判决条件下, 利用广义对数似然比对搜索空间中的向量进行判决, 得到校验向量; 最后, 利用多组数据进行迭代, 求解搜索空间中的校验向量。实验结果表明, 与已有算法相比, 本文算法的向量搜索空间大幅度降低, 算法的识别率提高约 15%, 而且算法获得的译码增益提高约 2.3 dB。

关键词: LDPC 码; 软判决; 对数似然比; 校验向量

中图分类号: TN911.22 文献标识码: A

LDPC Code Check Vector Recognition Algorithm Based on Soft Decision

LUO Luwei, LEI Yingke, LI Xin, SHAO Kun

(School of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei, 230037, China)

Abstract: Aiming at the problems of poor fault tolerance and low recognition rate of the existing LDPC code verification vector recognition algorithms, an iterative recognition algorithm for LDPC code verification vector is proposed. Firstly, the probability distribution of the log-likelihood ratio of the parity relation is analyzed by using the soft information of the channel output, and a pre-decision method of the parity vector is found. The theoretical values of the pre-decision threshold and the size of the data matrix are deduced, which greatly reduces the search space for constructing the parity vector. Then, under the condition of soft decision, using the generalized logarithmic likelihood ratio, the vector in the search space is judged and the check vector is obtained. Finally, multiple sets of data are used to iterate to find the check vectors in the search space. Experimental results show that compared with the existing algorithms, the vector search space of the proposed algorithm is greatly reduced, and the recognition rate is also significantly improved in the low SNR environment. Moreover, the decoding gain of the algorithm is increased by about 2.3 dB.

Key words: LDPC code; soft decision; log likelihood ratio; check vector

引言

随着通信技术的快速发展,传统的编码方式已经渐渐不适用现代通信的需求,新型编码体制的应用范围已经十分广泛^[1]。在各类新型编码方式中,LDPC码因其具有接近香农极限的纠错性能,以及译码简单译码错误可检测等优异性能,十分有利于高速信息传输^[2]。因此,各种通信协议和标准广泛采用了LDPC编码。然而,目前大部分算法都是针对LDPC码的闭集识别。LDPC码的闭集识别是指,已知信息发送者所采用的协议,在协议规定的数种LDPC码的集合内,对其编码参数进行识别,待识别的码是该“闭集”中的一个。若是没有或仅有少量这样有先验信息则是开集识别^[3]。开集识别是要识别的LDPC码是“无数”中可能性中的一种。然而,LDPC码仅用一个稀疏校验矩阵来定义而且码长较长,致使传统的信道编码识别方法根本不适用于LDPC码的开集识别,该问题成为信道编码识别中的一个难点^[4]。

根据已经公开的文献,针对LDPC码的识别技术,国内外已经展开了研究。文献[5]提出了一种LDPC码校验向量的识别方法,该方法依次搜索信道编码预设集合中所有校验矩阵,用伴随式Hamming重量最低的参数组合作为识别结果,但是这种方法需要接收序列中有足够长的无误码序列,因此在噪声环境复杂的识别过程中,该算法的识别性能十分有限,识别效果也不尽人意。文献[6]通过对已识别出的校验向量进行加权,利用已加权的校验向量进行接收序列的迭代译码,重构了(108,3,6)的规则LDPC码。文献[7]提出一种基于后验概率的LDPC码校验矩阵的识别方法,利用后验概率对数似然比均值最大化准则,实现了LDPC码校验矩阵的逆向识别。但是该算法只能对具有准循环结构的校验矩阵进行识别,具有一定的局限性,而且该算法的容错性很差,对信噪比有一定的要求。文献[8]打破传统束缚,提出一种LDPC码稀疏校验矩阵的重建方法。通过对校验向量的行重进行优化,实现了无误码条件下LDPC码校验矩阵的有效重建。然而该方法在误码条件下,对于长码长的LDPC码,算法的识别性能不理想。

针对以上问题,本文利用信道输出的软信息,对信道编码识别方法进行深入研究。结合软判决序列分析法和现有的有限域LDPC码开集识别方法,提出一种利用软判决的LDPC码校验向量的迭代识别算法。

1 校验向量识别的问题描述

图1为本文识别算法所应用的基本通信模型。在发送端,记长度为 k 的发送信息序列为 $\mathbf{b}_i = (b_{i,1}, b_{i,2}, \dots, b_{i,k})$, i 是序列编号, \mathbf{b}_i 中的元素 $b_{i,j_k} \in \text{GF}(2)$, $j_k = 1, 2, \dots, k$ 。由LDPC码编码器编码后,发送信息序列 \mathbf{b}_i 生成码长为 n 的码字序列 $\mathbf{c}_i = (c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,n})$, $c_{i,j} \in \text{GF}(2)$, $j = 1, 2, \dots, n$ 。然后对码字序列 \mathbf{c}_i 进行调制(在本文中调制方式设为BPSK),最后将调制后的信号 s_i 发送至AWGN信道(噪声功

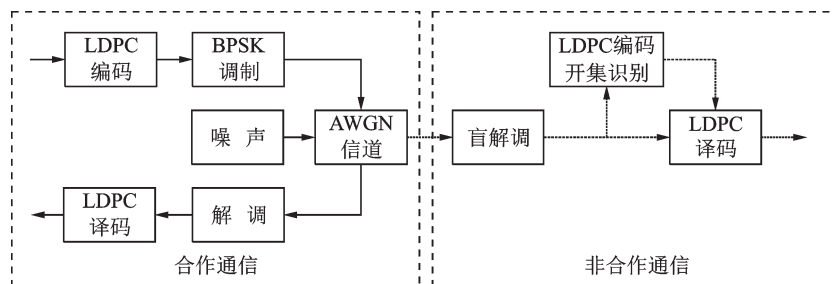


图1 开集识别问题的基本通信模型

Fig.1 Basic communication model for open set identification problem

率为 σ^2)上传输^[9]。

在接收端,首先对接收的信号进行解调,解调方式有两种:硬判决序列记为 $\mathbf{a}_i=(a_{i,1},a_{i,2},\dots,a_{i,n})$,软判决序列记为 $\mathbf{r}_i=(r_{i,1},r_{i,2},\dots,r_{i,n})$,其中 $a_{i,j}\in\text{GF}(2)$, $r_{i,j}\in\mathbf{R}$ 。本文研究的问题可表述为:利用软判决序列 \mathbf{r}_i 对LDPC码的校验向量进行迭代识别,然后由识别出的校验矩阵 \hat{H} 对接收序列 \mathbf{r}_i 进行译码,为恢复信息序列 $\hat{\mathbf{b}}_i$ 提供先验条件。

通常LDPC码的识别主要包含:码长 n ,码组起点和校验矩阵。但在实际应用过程中,通常LDPC码的每一帧数据中只有1~2个完整的码字,因此可以通过对帧结构进行分析来获得码组起点和码长 n 。由于本文主要是针对LDPC码校验矩阵的识别,所以不讨论LDPC码的码长和码组起点。

2 利用软判决的LDPC码校验向量识别算法

2.1 构建校验关系对数似然比

本文为利用软判决接收条件下的校验关系,首先给出后验概率对数似然比(Log-likelihood ratio, LLR)的定义和性质。 $\text{GF}(2)$ 域上的随机变量 X 和实数域上的随机变量 Y ,在 Y 的条件下,定义 X 的后验对数似然比 $\text{Lr}(X|Y)$ 为

$$\text{Lr}(X|Y)=\ln\frac{\Pr(X=0|Y)}{\Pr(X=1|Y)} \quad (1)$$

根据Bayes理论, $\text{Lr}(X|Y)$ 可作如下恒等变换^[10]

$$\text{Lr}(X|Y)=\ln\frac{\Pr(X=0|Y)}{\Pr(X=1|Y)}=\text{Lr}(X|Y)+\text{Lr}(X) \quad (2)$$

特别地,当随机变量 X 等概分布时, $\text{Lr}(X)=0$,此时, $\text{Lr}(X|Y)=\text{Lr}(Y|X)$ 。

由文献[11]可知,LLR函数的部分运算律如下:

两个二维随机变量 $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2)$,其独立同分布随机变量 X_1, X_2 定义在 $\text{GF}(2)$ 域上,而 Y_1, Y_2 定义在实数域上。那么 $X_1\oplus X_2$ 的后验对数似然比 $\text{Lr}(X_1\oplus X_2|Y_1, Y_2)$ 为

$$\text{Lr}(X_1\oplus X_2|Y_1, Y_2)=\text{Lr}(X_1|Y_1)\boxplus\text{Lr}(X_2|Y_2) \quad (3)$$

式中:“ \oplus ”表示 $\text{GF}(2)$ 域上的求和运算;“ \boxplus ”为如式(4)所示的定义运算。

$$\alpha\boxplus\beta\triangleq\ln\left(\frac{1+\tanh(\frac{\alpha}{2})\tanh(\frac{\beta}{2})}{1-\tanh(\frac{\alpha}{2})\tanh(\frac{\beta}{2})}\right) \quad (4)$$

由式(4)可以进行多个二维随机变量的推广。对于 N 个二维随机变量 $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_N, Y_N)$,有

$$\text{Lr}(X_1\oplus\dots\oplus X_N|Y_1, \dots, Y_N)=\boxplus_{i=1}^N\text{Lr}(X_i|Y_i)=\left(\frac{1+\prod_{i=1}^N\tanh\left(\frac{1}{2}\text{Lr}\cdot(X_i|Y_i)\right)}{1-\prod_{i=1}^N\tanh\left(\frac{1}{2}\text{Lr}\cdot(X_i|Y_i)\right)}\right) \quad (5)$$

在式(5)中,双曲正切函数 $\tanh(\cdot)$ 的运算比较复杂,实际应用中通常将式(5)近似为

$$\boxplus_{i=1}^N\text{Lr}(X_i|Y_i)\approx\left(\prod_{i=1}^N\text{sign}(\text{Lr}(X_i|Y_i))\right)_{i=1,\dots,N}\min|\text{Lr}(X_i|Y_i)| \quad (6)$$

对 $\text{GF}(2)$ 域上任意一个 n 维向量 $\mathbf{x}_v=(x_{v,1},x_{v,2},\dots,x_{v,n})^T$,定义码字 \mathbf{c}_i 与 \mathbf{x}_v 之间的校验关系为

$$\mathbf{c}_i \cdot \mathbf{x}_v = \sum_{t: x_{v,t}=1} \oplus c_{i,t} \quad (7)$$

记LDPC码的校验向量构成空间 e^\perp 。由LDPC码的性质可知,当 $\mathbf{x}_v \in e^\perp$ 时,对任意码字 c_i ,总有 $c_i \cdot \mathbf{x}_v = 0$ 成立;而当 $\mathbf{x}_v \notin e^\perp$ 时,则 $c_i \cdot \mathbf{x}_v$ 等概地为“0”或“1”。结合式(1—6),在软判决条件下,可定义式(7)的校验关系对数似然比(Check-relations log-likelihood ratio, CLLR) γ_i^v 为

$$\begin{aligned} \gamma_i^v = \text{Lr}(c_i \cdot \mathbf{x}_v | \mathbf{r}_i) &= \text{Lr} \left(\sum_{t: x_{v,t}=1} \oplus c_{i,t} | \mathbf{r}_i \right) = \boxplus_{t: x_{v,t}=1} \text{Lr}(c_{i,t} | r_{i,t}) \approx \\ & \left(\prod_{t: x_{v,t}=1} \text{sign}(\text{Lr}(c_{i,t} | r_{i,t})) \right) \min_{t: x_{v,t}=1} |\text{Lr}(c_{i,t} | r_{i,t})| \end{aligned} \quad (8)$$

通常情况下,式(8)中的后验概率对数似然比 $\text{Lr}(c_{i,t} | r_{i,t})$ 未知,可以利用式(2)的结论,展开 $\text{Lr}(c_{i,t} | r_{i,t})$ 为 $\text{Lr}(r_{i,t} | c_{i,t}) + \text{Lr}(c_{i,t})$ 。因为对于任意信道编码而言,发送比特 $c_{i,t}$ 为0或1的概率几乎相等,此时 $\text{Lr}(c_{i,t}) = 0$,则有

$$\text{Lr}(c_{i,t} | r_{i,t}) = \text{Lr}(r_{i,t} | c_{i,t}) \quad (9)$$

图1中,在噪声功率为 σ^2 的AWGN信道模型下,与BPSK调制相对应的似然概率LLR有以下等式成立^[12]。

$$\begin{aligned} \text{Lr}(c_{i,t} | r_{i,t}) &= \ln \text{Pr}(r_{i,t} | c_{i,t} = 0) - \ln \text{Pr}(r_{i,t} | c_{i,t} = 1) = \\ & \ln \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(r_{i,t}-1)^2}{2\sigma^2}\right) \right) - \ln \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(r_{i,t}+1)^2}{2\sigma^2}\right) \right) = \frac{2r_{i,t}}{\sigma^2} \end{aligned} \quad (10)$$

记假设 $H_0: \mathbf{x}_v \in e^\perp, H_1: \mathbf{x}_v \notin e^\perp$ 。综合式(7, 8)可以发现,当 $\mathbf{x}_v \in e^\perp$ 时,有 $c_i \cdot \mathbf{x}_v = 0$ 成立,与之相对应, γ_i^v 为正数的概率很大;相反,当 $\mathbf{x}_v \notin e^\perp$ 时,由于码字 c_i 与 \mathbf{x}_v 之间不存在约束关系,因而 γ_i^v 的取值正负不定。

接下来对假设 H_0, H_1 进行检验。首先要获取 γ_i^v 在假设 H_0, H_1 下的概率分布。但是在式(8)中, γ_i^v 定义比较复杂,以至于精确求解 γ_i^v 的概率分布函数特别困难。文献[13]根据编码分析的经验设定 γ_i^v 的概率分布为正态分布,从其实验结果看,将 γ_i^v 设为正态分布能够有效地实现对假设 H_0, H_1 的检验。本文结合文献[13]的方法,在低信噪比条件下,分析LDPC码时,设定 γ_i^v 在假设 H_0, H_1 下的概率密度函数为正态分布,即有

$$\begin{cases} \text{Pr}(\gamma_i^v | H_0) \approx \frac{1}{\sigma_\gamma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\gamma_i^v - \lambda_\gamma)^2}{2\sigma_\gamma^2}\right) & H_0: \mathbf{x}_v \in e^\perp \\ \text{Pr}(\gamma_i^v | H_1) \approx \frac{1}{\sigma_{\gamma'} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\gamma_i^v)^2}{2\sigma_{\gamma'}^2}\right) & H_1: \mathbf{x}_v \notin e^\perp \end{cases} \quad (11)$$

假设检验后,从一组包含 N 个码字的接收序列可以得到分布参数 $\lambda_\gamma, \sigma_\gamma^2, \sigma_{\gamma'}^2$ 的估计值 $\hat{\lambda}_\gamma, \hat{\sigma}_\gamma^2, \hat{\sigma}_{\gamma'}^2$ 分别为

$$\hat{\lambda}_\gamma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_i^v, \hat{\sigma}_\gamma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\gamma_i^v - \hat{\lambda}_\gamma)^2, \hat{\sigma}_{\gamma'}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\gamma_i^v)^2 \quad (12)$$

2.2 构建校验向量预搜索空间

通常对于长码长的LDPC码,校验向量的搜索空间极其庞大,运算量也非常大。针对该问题,本文将搜索校验向量的过程巧妙地分为两步:(1)采用文献[5]的方法,寻找最小汉明重量向量,将整个搜索的 n 维向量空间迅速缩小至一个低维的预搜索空间;(2)采用对偶空间法精细判决预搜索空间中的向量,

最后可以得到预期的校验矩阵。

在利用解调软判决接收序列时,为使得在构造预搜索空间时,尽可能降低算法的复杂度,本文结合LDPC码的自身特性,利用软判决序列所提供的可靠度信息,对某些特定的向量进行针对性分析判断^[14]。第1步,利用LDPC码校验向量的稀疏特性,把校验向量的搜索范围限定在低重量的向量上。例如在规则LDPC码中,记其校验向量的Hamming重量为 P_0 ,则校验向量的搜索区间可固定在Hamming重量为 P_0 的向量上。在非合作通信条件下,若接收方没有关于 P_0 的先验知识,可以设定 P_0 的可能取值集合为 $\Lambda = \{1, 2, \dots, P\}$,此时校验向量的搜索区间为Hamming重量小于 P 的 n 维向量。第2步,利用式(8)中的校验关系,可以根据 γ_i^v 在 H_0, H_1 两种假设下取值的差异,排除不满足校验关系的向量,进而得到较小的预搜索空间 Ω 。

综上所述,本文利用CLLR的预搜索空间构造算法,通过将可靠的CLLR和LDPC码校验向量的稀疏特性相结合,尽可能地压缩预搜索空间。在低重量的 n 维空间中,快速剔除非校验向量,获取规模较小的预搜索空间 Ω 。接下来用规则LDPC码为例,对该方法进行分析说明。

在一组包含较多接收序列的接收数据中,为了迅速提取接收数据的特征,可以构造分析矩阵,记为 $R' = (r_1, r_2, \dots, r_B)$,分析矩阵 R' 是从 N 个接收序列中任意选取 B 个序列作为样本。令当前识别向量的Hamming重量为 p ,其中 $p \in \Lambda$ 。对于Hamming重量为 p 的 x_v 对应于 R' ,根据式(12),可以得到 x_v 对应于 R' 的CLLR为

$$\gamma' = (\gamma_1^v, \gamma_u^v, \dots, \gamma_B^v) \quad u = 1, 2, \dots, B \quad (13)$$

根据LLR函数的意义, γ_u^v 取值的可靠性程度可以由元素 γ_u^v 的绝对值 $|\gamma_u^v|$ 来表征,而且 $|\gamma_u^v|$ 越大,与之相对应, γ_u^v 的可靠程度越高。由此特性,可以设置 γ_u^v 的可靠度门限,来提高判决结果的可靠性,只有当 $|\gamma_u^v| > \Gamma'$ 时,才判断 γ_u^v 是有效的。由此思路,可以按照式(14)对 x_v 进行选择。

$$\begin{cases} x_v \notin \Omega & \forall |\gamma_u^v| \geq \Gamma', \exists \gamma_u^v \leq -\Gamma' \\ x_v \in \Omega & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

在式(14)中,分析所有 $|\gamma_u^v|$ 高于门限 Γ' 的 γ_u^v ,如果有可靠的 γ_u^v 值是负数,就判定 x_v 是非校验向量。本文算法通过将可靠的CLLR和LDPC码校验向量的稀疏特性相结合,尽可能地压缩了预搜索空间。在低信噪比环境中,通过增加 R' 的规模,能够有效构造预搜索空间 Ω ,更重要的是,由于在构造 Ω 时,可以对 n 维向量进行依概率地筛选,这就减少了算法对无误码序列的要求。

2.3 校验向量的判定

因为在2.2节构造的预搜索空间 Ω 中,虽然有大量的校验向量,但仍会存在非校验向量,这就需要判定预搜索空间 Ω 中的向量。记 Ω 中向量为 x_w ,对应于 N 个接收序列的CLLR为 $\gamma^w = (\gamma_1^w, \gamma_i^w, \dots, \gamma_N^w)$ 。 γ^w 中每个元素相互独立。根据式(11),可以将 γ^w 在两种假设下的概率密度函数定义为^[15]

$$\begin{cases} \Pr(\gamma_i^w | H_0) \approx \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{\gamma'} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\gamma_i^w - \lambda_{\gamma'})^2}{2\sigma_{\gamma'}^2}\right) & H_0: x_w \in e^\perp \\ \Pr(\gamma_i^w | H_1) \approx \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_{\gamma'} \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\gamma_i^w)^2}{2\sigma_{\gamma'}^2}\right) & H_1: x_w \notin e^\perp \end{cases} \quad (15)$$

由式(15),采用广义对数似然比检验,可以实现对预搜索空间 Ω 中向量的判定。然而广义对数似然检验公式比较复杂,为简化计算,式(15)的等价检验公式为

$$\begin{matrix} H_1 \\ \frac{\sigma_{\gamma}^2}{\sigma_{\gamma}^2} > \sqrt{N\eta^2} \\ \frac{\sigma_{\gamma}^2}{\sigma_{\gamma}^2} < \sqrt{N\eta^2} \\ H_2 \end{matrix} \quad (16)$$

式中： $\sigma_{\gamma}^2, \sigma_{\gamma}^2$ 可由式(12)进行估计获得； η 为广义对数似然检验下的判决门限， $\eta = N \cdot \Gamma$ ， Γ 与校验向量的虚警概率 $P_f = \int_{\Gamma}^{\infty} \text{Pr}(\gamma_u^v | H_1) d\gamma_u^v$ 之间存在映射关系，因而能够利用 P_f 的取值来确定 Γ 的取值，即 $\Gamma = \hat{\sigma}_{\gamma} \phi^{-1}(1 - P_f)$ ，于是可以获得对 γ_u^v 进行判决时的门限。

2.4 校验向量的迭代识别

经过 2.2 和 2.3 节的运算后，可以成功地识别出来大部分校验向量，但通常还会漏检少量的校验向量，主要原因有两个方面：(1)在低信噪比环境下，某些判定为可靠的 γ_u^v 也可能映射出错误的结果，这就把一些校验向量排除在 Ω 之外；(2)在判决 Ω 中的元素时，为了保证识别正确率，通常要求校验向量虚警概率 P_f 尽可能地小，这会使得校验向量的漏检概率增高。由译码理论可知^[16]，校验关系越完整，译码性能越好。为提高算法的译码增益，使得识别的校验矩阵获得较好的译码性能，本文利用多组相互独立的数据进行校验向量的迭代识别，把校验向量搜索算法和译码迭代算法的结果相互不断地更替，使校验矩阵 \hat{H} 更加完善。

图 2 为校验向量迭代识别算法的结构框图，首先将接收数据切分为多个矩阵 R ， R 由 N 个接收序列组成，进行参数初始化 $P = 1, d = 1, \tilde{H} = \emptyset$ 。在第 d 次迭代时，输入的接收矩阵记为 R^d ， \tilde{H} 为前 $d - 1$ 个软判决接收矩阵识别出的校验矩阵。然后对进入系统的 R^d 进行 SISO 译码，提高译码后矩阵 \tilde{R}^d 的可靠性。然后，采用 2.2 节和 2.3 节的算法求出与 \tilde{R}^d 相对应的校验矩阵 H^d 。最后结合新识别出的 H^d ，对之前识别出的参数 \tilde{H}, P, d 进行更新。

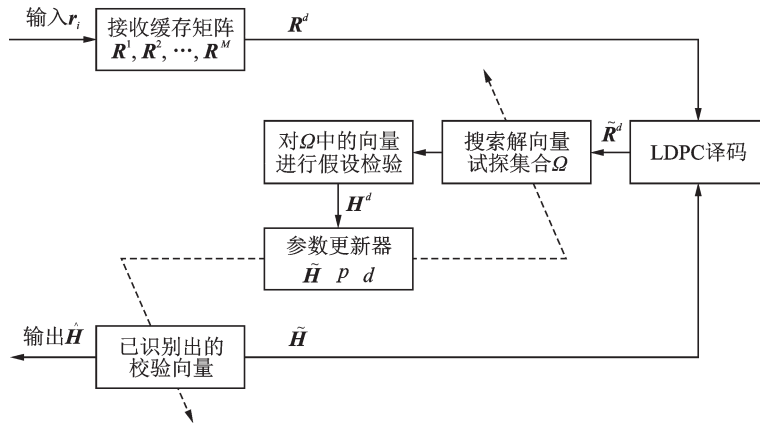


图 2 校验向量迭代识别算法的结构框图

Fig.2 Structural block diagram of iterative verification algorithm for check vectors

在 \tilde{H} 中加入新识别出的校验向量 H^d 。如果 $H^d = \tilde{H}$ ，那么该迭代即为无更新的迭代，直到连续无更新迭代的次数达到 T_H 时，终止迭代，然后输出 $\hat{H} = \tilde{H}$ ；否则，令 $d = d + 1$ ，继续迭代。当 $p = P_0$ 时，接收序列与该重量向量之间没有校验关系，经过识别算处理后 \tilde{H} 通常为空集。若在 T_H 次迭代识别后， \tilde{H} 仍然是空集，则令 $p = p + 1$ 。

2.5 算法步骤

综上所述,本文算法步骤如下:

- (1) 构建软判决接收矩阵 R^1, R^2, \dots , 对参数进行初始化 $P = 1, d = 1, \tilde{H} = \emptyset$;
- (2) 利用 \tilde{H} 对 R^d 进行 SISO 软判决译码, 得到 \tilde{R}^d ;
- (3) 由 2.2 节和 2.3 节, 求解 H^d ;
- (4) 根据 2.4 节的分析, 利用 H^d 与 \tilde{H} , 判断迭代停止的条件。如果不满足停止条件, 则更新参数 \tilde{H} 和 p , 输入新的分组数据 R^{d+1} , 然后返回(1); 如果满足停止条件, 则输出校验矩阵 \hat{H} , 并利用 \hat{H} 对接收序列 r_i 进行软判决译码, 最终恢复出信息序 \hat{b}_i 。

3 实验结果及其分析

为验证本文校验向量识别算法的性能, 对其进行仿真实验。实验采用 IEEE 802.11n 标准中 (648, 324), (1296, 648) LDPC 码, 对算法进行 100 次蒙特卡洛实验。从预搜索空间 Ω 的数量、迭代次数对校验向量识别数量的影响以及算法的整体识别性能 3 方面进行实验。在仿真过程中, 每一个软判决接收矩阵 R^d 中包含的接收序列数 $N = 100$, 由校验矩阵 \tilde{H} 对 R^d 进行 SISO 译码, 校验向量迭代识别的最大无更新次数 $T_H = 5$ 。译码迭代次数为 30 次。

3.1 预搜索空间 Ω 的数量分析

2.2 节的理论分析表明: 通过构造预搜索空间 Ω , 可以大幅度降低校验向量的搜索空间, 减少算法的运算量。对实验过程中预搜索空间 Ω 的数量进行了统计, 表 1 和表 2 分别给出了两种 LDPC 码在不同误码率条件下, 预搜索空间 Ω 中平均包含的校验向量数, 以及最后识别出的平均校验向量数。

表 1 (648, 324) LDPC 码的识别结果

Table 1 Recognition result of (648, 324) LDPC

误码率(BER)	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07
Ω 中的向量数	976.1	1 056.5	2 314.3	3 918.6	4 139.6	5 731.2	6 127.3
校验向量数	318.3	306.2	312.2	307.8	305.1	304.1	302.3

表 2 (1296, 648) LDPC 码的识别结果

Table 2 Recognition result of (1296, 648) LDPC

误码率(BER)	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07
Ω 中的向量数	1 837.4	2 578.1	3 465.9	4 216.2	5 781.6	6 891.2	7 165.8
校验向量数	637.3	632.8	631.5	628.4	627.1	625.2	624.7

从实验结果可知: 随着误码率的增大, 需要的校验向量数目也逐渐增大。如果不构建预搜索空间, 这个数目将成指数级增长, 这说明了构建预搜索空间的必要性。从表 2 可以看出, 即使是针对 (1944, 872) LDPC 的识别, 通过在预搜索过程中筛除非校验向量, 使得在搜索校验向量时, 搜索空间的规模都能够控制在 10^5 以内, 校验向量的搜索范围得到了大幅度降低。

3.2 迭代次数对校验向量识别数量的分析

为分析迭代次数对校验向量识别数目的影响, 对 (648, 324) LDPC 码进行不同次数的迭代, 统计识别出的校验向量数目的变化情况。图 3 给出了校验向量搜索迭代次数在 $d = 5, 10, 15$ 这 3 种情况下, 本

文算法识别出的校验向量数目随误码率的变化情况。

从图3可知,随着误码率的不断增大,一次迭代识别出的校验向量数目逐渐减小。但是通过增大迭代次数,在相同误码率条件下,获得的有效校验向量数目逐渐增多,每增加5次迭代,平均多识别的校验向量数目约100个。即使在误码率为0.07的条件下,15次迭代后,本文算法识别的线性无关校验向量的平均数目可达302.3个(在(648, 324)LDPC码中线性无关校验向量有324个),识别率达到93%。由此可见,增加迭代次数有利于获得更多的有效校验向量数,以及增强算法的抗误码性能。

3.3 算法的识别率性能分析

为分析本文算法的识别率性能,对本文算法与文献[5]算法识别率性能进行比较。针对IEEE 802.11n标准中3种不同的LDPC码,进行实验分析。图4给出了在相同条件下,本文算法与文献[5]算法的识别率随误码率的变化曲线,其中识别率是指正确识别的校验向量数目与真实的校验向量数目的比值。

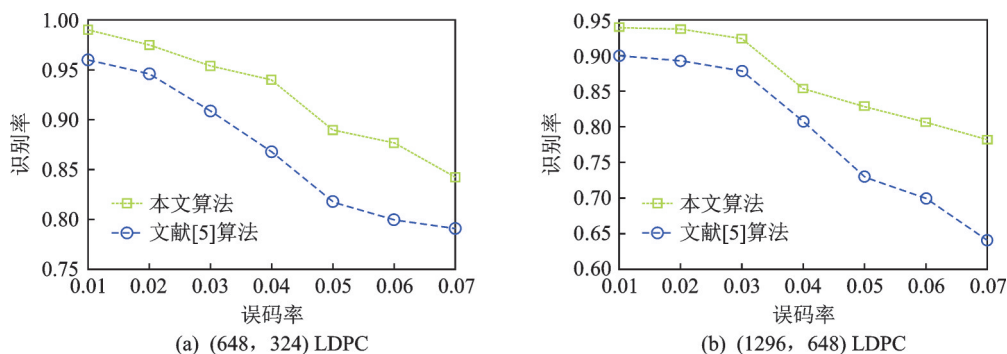


图4 本文算法与文献[5]算法的识别率对比

Fig.4 Comparison of the recognition rate between the proposed algorithm and algorithm in Ref.[5]

从实验结果可知,针对IEEE 802.11n标准中两种不同的LDPC码,本文算法的识别率整体都大于文献[5]算法的识别率,平均识别率提高约15%。而且,在不同的误码率条件下,本文算法识别率都高于文献[5]算法的识别率。当误码率大于0.03时,本文算法针对两种不同的LDPC码的识别率都能达到90%以上。

为进一步验证本文算法的识别性能,利用识别出的校验向量进行译码分析。为统一实验条件,仿真时统一迭代次数 $d=15$ 。采用常规的最小和BP译码算法进行译码。图5给出了本文算法与文献[5]算法的译码增益性能比较。

从图5可以看出,随着信噪比的上升,误码率逐渐减小,而且本文算法的译码增益整体上优于文献[5]算法。在 \hat{b}_i 误码率为 10^{-3} 时,相对于文献[5]的算法,本文算法的信噪比增益约为2.3 dB。

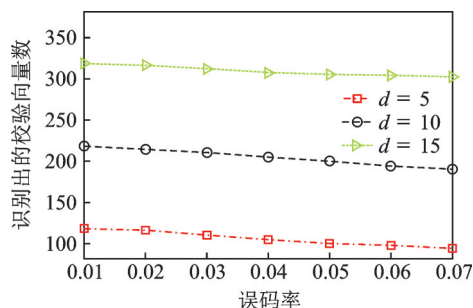


图3 迭代次数 $d=5,10,15$ 条件下识别出的校验向量数

Fig.3 Number of check vectors identified when $d=5,10,15$

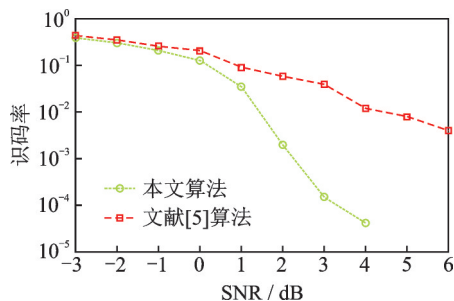


图5 本文算法与文献[5]算法译码增益的比较
Fig.5 Comparison of decoding gain between the proposed algorithm and algorithm in Ref. [5]

4 结束语

针对现有LDPC码校验向量识别算法容错性差和识别率低的问题,从软判决的角度出发,提出一种LDPC码校验向量迭代识别算法。通过本算法,构造的向量搜索空间得以大幅度降低。算法利用多组相互独立的数据进行校验向量的迭代识别,通过校验向量搜索算法和译码迭代算法之间的相互更替,使校验矩阵得以进一步完善。仿真结果表明,与已有算法相比,本文算法的向量搜索空间大幅度降低,识别率明显提高,而且算法获得的译码增益提高约2.3 dB。

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 Zhitao, WANG Fenghua. Research progress of blind recognition of channel coding[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(6): 1166-1176.
- [2] 李歆昊,张旻,史英春,等.基于游程特征的线性分组码与卷积码类型识别[J].数据采集与处理,2015,30(6):1205-1214.
LI Xinhao, ZHANG Min, SHI Yingchun, et al. Linear block code and convolutional code type identification based on range features [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(6): 1205-1214.
- [3] JUNG J, PARK I C. Multi-bit flipping decoding of LDPC codes for NAND storage systems[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(5): 979-982.
- [4] 刘海达,李静,彭华.利用最大偏差比的LDPC码识别算法[J].信号处理,2014(8):908-913.
LIU Haida, LI Jing, PENG Hua. LDPC code recognition algorithm with maximum deviation ratio[J]. Journal of Signal Processing, 2014(8): 908-913.
- [5] 于沛东,彭华,巩克现,等.基于寻找小重量码字算法的LDPC码开集识别[J].通信学报,2017,38(6):108-117.
YU Peidong, PENG Hua, GONG Kexian, et. LDPC code reconstruction based on algorithm of finding low weight code-words [J]. Journal on Communication, 2017, 38(6): 108-117.
- [6] 黄开枝,陈松.基于加权WHT的软判决序列快速估计算法[J].电子与信息学报,2013,35(1):74-79.
HUANG Kaizhi, CHEN Song. Soft decision sequence fast estimation algorithm based on weighted WHT[J]. Journal of Electronics and Information, 2013, 35(1): 74-79.
- [7] 刘婉月,包昕,王达.基于后验概率的低密度奇偶校验码逆向识别方法研究[J].北京大学学报:自然科学版,2016,52(3):389-395.
LIU Wanyue, BAO Xin, WANG Da. Research on reverse recognition of low density parity check codes based on posterior probability [J]. Journal of Peking University: Natural Science, 2016, 52(3): 389-395.
- [8] 包昕,周磊珂,何可.LDPC码稀疏校验矩阵的重建方法[J].电子科技大学学报,2016,45(2):191-196.
BAO Xin, ZHOU Leike, HE Ke. A method of restructuring LDPC parity-check matrix [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2016, 45(2): 191-196.
- [9] 刘骏,李静,于沛东.一种Turbo码随机交织器的迭代估计方法[J].通信学报,2015,36(6):201-206.
LIU Jun, LI Jing, YU Peidong. An iterative estimation method for random interleaver of turbo codes[J]. Journal on Communications, 2015, 36(6): 201-206.
- [10] 朱宏鹏,程磊,张剑.可变码长LDPC码的GAU构造算法[J].数据采集与处理,2015,30(6):1240-1245.
ZHU Hongpeng, CHENG Lei, ZHANG Jian. GAU construction algorithm for variable-length LDPC codes[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(6): 1240-1245.
- [11] CLUZEAU M. Block code reconstruction using iterative decoding techniques [C]//Proceedings of IEEE Int. Symposium on Information Theory. Seattle, USA: IEEE, 2006: 2269-2273.
- [12] 刘海达.基于解调软判决的信道编码参数识别技术研究[D].郑州:解放军信息工程大学,2014:48-52.
LIU Haida. Research on channel coding parameter identification technology based on demodulation soft decision [D]. Zhengzhou: The PLA Information Engineering University, 2014: 48-52.
- [13] 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 Peidong, LI Jing, PENG Hua. A novel algorithm for channel coding recognition using soft-decision[J]. Acta Electronica Si-

nica, 2013, 41(2): 301-306.

- [14] SALA F, SCHOENY C, KABIR S, et al. On nonuniform noisy decoding for LDPC codes with application to radiation-induced errors[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(4): 1438-1450.
- [15] HAGENAUER J, OFFER E, PAPKE L. Iterative decoding of binary block and convolutional codes [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1996, 42(2): 429-445.
- [16] 张旻, 李歆昊. 基于关联规则的二进制线性分组码盲识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2014, 36(5): 979-984.
ZHANG Min, LI Xinhao. Blind recognition of binary linear block codes based on association rules [J]. *System Engineering and Electronic*, 2014, 36 (5): 979-984.
- [17] IEEE computer society LAN/MAN standards committee, IEEE Std. 802.11n-2009. Wireless LAN medium access control (MAC) and physical layer (PHY) specifications amendment 5: Enhancement for higher throughput[S]. New York, NY, USA: IEEE, 2009.
- [18] LI C, SUN F, CIOFFI J M, et al. Energy efficient MIMO relay transmissions via joint power allocations[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems II Express Briefs*, 2014, 61(7): 531-535.

作者简介:



罗路为(1993-),男,硕士研究生,研究方向:信道编码识别与分析、通信信号处理, E-mail: llwlushang@163.com。



雷迎科(1975-),男,博士,副教授,研究方向:模式识别、通信信号处理、机器学习。



李昕(1996-),男,硕士研究生,研究方向:通信信号处理、通信辐射源识别、机器学习。



邵塋(1994-),男,硕士研究生,研究方向:通信信号处理、数据链通信。

(编辑:王静)