

5G-LDPC 码的闭集盲识别研究

吴昊龙, 李晓丹, 邹林岐, 刘 锐, 黎 勇*

(重庆大学计算机科学与技术系, 重庆 401331)

摘要: 信道编码参数的盲识别作为非合作通信和自适应调制编码(Adaptive Modulation and Coding, AMC)系统中的一项重要技术, 近些年受到了更多关注. 在第五代移动通信技术(5th Generation mobile networks, 5G)中, 其采用了低密度奇偶检验(Low-Density Parity-Check, LDPC)码作为数据信道的前向纠错码, 但其使用了删余和填充导致传统的盲识别技术不再适用. 本文提出了一种新的方案, 借鉴置信传播(Belief Propagation, BP)译码迭代思路来进行盲识别. 该方案基于传统平均对数似然比(Log-Likelihood Ratio, LLR)算法, 进一步采用BP译码的思想对删余和填充比特进行迭代, 以解决传统算法无法识别这部分比特的的问题. 仿真结果表明: 与现有的相关算法相比, 本文算法具有更好的性能.

关键词: 自适应调制编码; 盲识别; 低密度奇偶检验码; 删余与填充; 置信传播译码

基金项目: 中央高校业务费项目(No.2024CDJGF-008)

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2025)07-2193-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20241175

Research on Closed-Set Blind Recognition of 5G-LDPC Codes

WU Hao-long, LI Xiao-dan, ZOU Lin-qi, LIU Rui, LI Yong*

(Department of Computer Science and Technology, Chongqing University, Chongqing 401331, China)

Abstract: Blind recognition of channel coding parameters, as an essential technology in non-cooperative communication and adaptive modulation and coding (AMC) systems, has attracted increasing attention in recent years. In the 5th generation mobile networks (5G), low-density parity-check (LDPC) codes are adopted as the forward error correction codes for data channels. However, due to the use of puncturing and padding, traditional blind recognition techniques are no longer applicable. We propose a novel scheme that leverages the belief propagation (BP) decoding iterative approach for blind recognition. Based on the conventional log-likelihood ratio (LLR) algorithm, this scheme incorporates the BP decoding concept to iteratively process punctured and padded bits, addressing the issue that traditional algorithms cannot recognize these bits. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm outperforms existing related algorithms in terms of performance.

Key words: adaptive modulation and coding; blind recognition; low-density parity-check codes; shortening and puncturing; belief propagation decoding

Foundation Item(s): Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.2024CDJGF-008)

1 引言

在信道编码领域, 盲识别技术可以从接收到的信号恢复出发送方所使用的编码参数甚至是具体使用的码字, 因此在自适应调制编码^[1,2]以及通信对抗等领域扮演着重要角色. 目前已经提出了多种码字的识别方法, 如卷积码、Turbo 码和 Reed-Solomon 码^[3-5]. 而在众多编码方案中, LDPC(Low-Density Parity-Check)码因为其自由多样的构建方式以及优异的性能, 在实际系统

中得到了越来越广泛的使用, 例如第五代移动通信技术(5th Generation mobile networks, 5G)系统中, LDPC 码就被选作了前向纠错码方案. 与此同时, 其自由多样的构建方式也带来了更高的识别难度, 因此, LDPC 码的盲识别技术尚有待进一步研究.

LDPC 码盲识别技术主要分为两种, 第一种是开集(全盲)盲识别, 即识别方只拥有一段接收到的数据, 除此之外没有任何先验知识. 目前开集盲识别方法主要

有秩准则法和基于对偶向量的方法^[6],识别难度大,且很难 100%地还原出发送方使用的校验矩阵,在通信对抗领域应用更多. 另一种则是闭集(半盲)盲识别,除接收到的数据外,识别方还知道发送方使用的备选集,即由若干 LDPC 码构成的一个集合(比如已知发送方所采用的协议,其中仅规定了数种 LDPC 码);此时识别器返回可能性最大的一个候选项. 闭集盲识别难度更低,成功率更高,复杂度也更低,缺点则是需要比较多的先验知识. 它常用于自动编码调制技术里,此时发送方可根据信道条件变化动态选择调制和编码方案,接收方则需确认发送方使用的调制和编码方案,从而提高信道利用效率.

一般情况下,对 LDPC 码字的闭集识别都是基于对数似然比方法演变来,在文献[7~11]中说明了这些算法如何利用奇偶校验来进行计算,进而从候选集中寻找正确的编码参数. 然而,5G LDPC 码使用了删余和填充^[12],导致候选集中原始的奇偶校验关系不再成立,也就无法使用上述这些方法直接对 5G LDPC 进行盲识别. 文献[13]提出了一种扩展指数矩阵(Extended Exponent Matrix, EEM)重建的方法,使新的奇偶校验关系中与删余比特相关的位置被删除,从而实现了对 5G LDPC 码的识别. 但是这种方法一方面没有考虑填充比特的影响,另一方面对原矩阵变换后,行重的增加也会使得识别性能降低;此外,如果待识别矩阵删余比特较多时, EEM 得到的结果往往行重大且数量少,此时基本无法进行识别.

在本篇文章中,我们参考 5G LDPC 码的 BP(Belief Propagation)迭代译码思路提出了一种新算法,用于对采用删余和填充的 LDPC 码进行盲识别. 对于正确的校验矩阵,在 BP 译码过程中最终会收敛,而错误的矩阵则不会. 考虑到 BP 迭代译码和 LLR(Log-Likelihood

Ratio)盲识别之间的相似性(即都是基于奇偶检验关系进行的),对于 LLR 盲识别,正确矩阵所获得的奇偶检验关系式收敛,而错误矩阵发散,基于此我们即可识别出正确的 LDPC 码.

2 问题模型

2.1 LDPC 码

LDPC 码是一种基于稀疏矩阵的线性分组码,给定一个码字 \mathbf{c} ,其满足奇偶校验关系 $\mathbf{H} \cdot \mathbf{c}^T = 0$. 其中, \mathbf{H} 是一个 $m \times n$ 的稀疏奇偶校验矩阵; $m = n - k$ 为校验方程的数量; k 为信息比特长度; n 为码字长度. 码字 \mathbf{c} 包含 k 个信息比特和 $n - k$ 个校验比特,必须满足所有校验方程. 奇偶校验矩阵 \mathbf{H} 通常具有稀疏性,非零元素的数量远小于总元素数量. 行和列的非零元素个数分别称为行度和列度,其中规则 LDPC 码的行度和列度固定,而非规则 LDPC 码则服从一个度分布函数.

LDPC 码可以通过因子图表示,其中变量节点对应码字比特,校验节点对应奇偶校验方程,变量节点和校验节点之间的连接表示比特参与的约束关系. 在码字生成过程中,信息比特 $\mathbf{u} \in \{0, 1\}^k$ 经过编码器生成码字 $\mathbf{c} \in \{0, 1\}^n$. 系统码通过将 \mathbf{H} 转化为标准形式 $[\mathbf{P}|\mathbf{I}]$ 来生成校验比特,而非系统码则直接依据 \mathbf{H} 的结构生成码字.

2.2 基础信道模型

在本文中,我们采用一般的信道模型,如图 1 所示,先对信息进行编码,通过二进制相移键控(Binary Phase-Shift Keying, BPSK)调制,然后通过加性高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise, AWGN)信道传输. 考虑一般情况我们让 BPSK 中符号功率为 1. 然后接收方对接收到的信号进行盲识别,再根据盲识别结果进行译码.

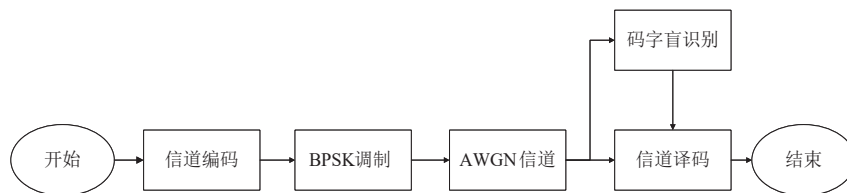


图 1 盲识别信道模型

令候选集为 $\mathbb{H} = [\mathbf{H}_1, \mathbf{H}_2, \dots, \mathbf{H}_L]$, 这里 \mathbf{H}_l 表示第 l 个校验矩阵,且 $l \in \{1, 2, \dots, L\}$, L 表示候选集的总数. 对于任意一个矩阵 \mathbf{H}_l 而言,其大小为 $(n_l - k_l) \times n_l$, 这里 k_l 定义为信息位的长度, n_l 定义为码字长度,相应的码率为 $R_l = k_l/n_l$.

5G LDPC 码采用了删余比特和填充比特,前者表示码字传输时被删掉的比特,而填充比特虽然同样不进行传输,但会默认双方都知道,即属于已知信息,一

置为 0. 现在考虑 5G TS 38.212^[12] 标准,由于 5G LDPC 码是一种准循环(Quasi-Cyclic, QC)结构的线性分组码,对校验矩阵 \mathbf{H}_l ,它由一个循环置换矩阵(Circulant Permutation Matrix, CPM)扩展而来,其扩展因子为 z_l .

根据文献[12]中给出的算法,我们基于给定的码长和信息位长度,可以得到校验矩阵 \mathbf{H}_l ,并确定其校验位删余长度 p_l 和填充位长度 f_l ,接下来即可进行编码.

首先我们对第 i ($1 \leq i \leq N$) 组信息数据 $\mathbf{m}_i = [m_{i,1}, m_{i,2}, \dots, m_{i,k_i}]$, 通过校验矩阵 \mathbf{H}_i 得到码字 $\mathbf{c}_i = [c_{i,1}, c_{i,2}, \dots, c_{i,n_i}]$, 此时码字 \mathbf{c}_i 的前面 k_i 位即是信息比特 \mathbf{m}_i , 后面 $n_i - k_i$ 位则是校验比特. 然后对码字进行删余和填充, 其中删余比特为信息比特的前 $2 \times z_i$ 位和校验比特的最后 p_i 位, 而填充比特则是信息比特的后 f_i 位, 所以码字的实际码率为 $R'_i = (k_i - f_i) / (n_i - 2 \times z_i - p_i - f_i)$, 实际传输的码字为 $\mathbf{c}'_i = [c'_{i,1}, 1, c'_{i,2}, \dots, c'_{i,n'_i}]$, 长度 $n'_i = n_i - 2 \times z_i - p_i - f_i$. 之后经过 BPSK 调制和 AWGN 信道后可以得到 $\mathbf{r}'_i = [r'_{i,1}, r'_{i,2}, \dots, r'_{i,n'_i}]$, 即

$$\mathbf{r}'_{i,j} = 2 \times \mathbf{c}'_{i,j} - 1 + \epsilon_{i,j} \quad (1)$$

其中, $\epsilon_{i,j}$ 服从均值为零、方差为 σ^2 的高斯分布.

2.3 现有算法

对于一般情况下的盲识别而言, 我们将通过已知的候选集 \mathbb{H} 和码字 \mathbf{r}_i 确定发送方使用的校验矩阵. 这里 \mathbf{r}_i 的定义与 \mathbf{r}'_i 类似, 是经过 AWGN 信道后所接收到的矢量. 在传统的识别方式中, 所利用的最关键的性质就是码字应当满足校验矩阵的所有奇偶校验约束 (Single Parity-Check, SPC), 即

$$c'_{i,t_{j,1}} \oplus c'_{i,t_{j,2}} \oplus \dots \oplus c'_{i,t_{j,w_j}} = 0 \quad (2)$$

其中, $t_{j,k}$ 表示矩阵第 j 行第 k 个非零元的索引; w_j 则表示第 j 行的重量. 那么对矩阵 \mathbf{H}_i^T 就有 $\mathbf{c}_i \cdot \mathbf{H}_i^T = 0$. 基于上式, 在接收到向量 \mathbf{r}_i 后, 我们考虑矩阵 \mathbf{H}_i 的第 j 行, 可以定义如下的后验概率:

$$\gamma'_{i,j} = 2 \arctanh \left(\prod_{k=1}^{w_j} \tanh \left(-\frac{r_{i,t_{j,k}}}{\sigma^2} \right) \right) \quad (3)$$

根据上式即可计算出单行的后验概率, 然后得到 LLR 算法的核心公式:

$$H_\theta = \arg \max_{\mathbf{H}_i \in \mathbb{H}} \frac{1}{N_i(n_i - k_i)} \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{n_i - k_i} \gamma'_{i,j} \quad (4)$$

其中, θ 指最终识别矩阵的序号, N_i 指对于待识别矩阵 \mathbf{H}_i 接收到的比特可划分为码字的数量. 这就是一般情况下的 LDPC 盲识别思路.

但是, 在 5G LDPC 码的盲识别中, 考虑删余, 由于接收到的码字中有一部分比特被删除的关系, SPC 不再满足, 即式(2)不成立, 那么此时传统的 LDPC 盲识别思路也就无法再使用. 除此之外, 考虑填充, 由于填充比特作为已知信息, 在处理时我们将其似然值看作无穷大, 所以在代入盲识别公式时也会出现无法识别的问题.

基于上述问题, 文献[13]提出了一个解决思路: 考虑 5G LDPC 码的矩阵结构, 对于最后 p_i 个删余位, 其在矩阵中只关联最后 p_i 行, 那么考虑盲识别时可分别对每一行单独进行计算, 所以删除矩阵最后 p_i 行同样可

以进行盲识别. 而对信息比特中删余位的处理, 则需考虑到 5G LDPC 码的准循环结构, 此时我们直接对基矩阵进行操作; 基矩阵中前两列最多只存在两个非零元素, 所以可以通过线性组合的形式, 重构若干新的 SPC, 进而根据新的 SPC 就可以进行盲识别. 对于 5G LDPC 码而言, 其支持的最大矩阵可以达到 $17\,664 \times 26\,112$, 所以考虑所有线性组合是不现实的. 文献[13]提出一种新的 EEM 重构算法, 直接在基矩阵上进行操作, 进而在较低复杂度下找到全部线性组合后的 SPC. 最后是对填充位的处理, 在文献[13]的方案中, 进行计算时可以直接将填充位的似然值置为 -1.

对于 EEM 重构算法, 文献[13]中给出了详细的说明, 其核心操作如下:

$$\text{SVMR}(\mathbf{V}, \mathbf{V}', i, p) = \mathcal{X}(\mathbf{V}, \mathbf{V}' \rightarrow (v_{i,p} - v'_{1,p})) \quad (5)$$

这里的 \mathbf{V} 和 \mathbf{V}' 表示待操作的两个矩阵, v 和 v' 则分别表示对应矩阵的元素, “ \rightarrow ” 操作即右移操作, 由于此处是对基矩阵操作, 实际上就是对矩阵中的非“-1”元素进行模 2 加法. 最后是 \mathcal{X} 操作, 即对两个矩阵按列进行拼接, 且同列含相同元素的位置置为 -1.

这样一个重构算法, 本质是在寻找新的与删余位线性无关的 SPC 进行盲识别; 但实际操作中, 对不同矩阵, 重构后可能无法生成足够多的 SPC 或者生成 SPC 的行重较大, 导致识别性能变差. 基于此, 本文希望找到一种可以直接在原矩阵上进行盲识别的算法, 这样无论考虑何种情况下的删余与填充, 均可以正确高效地识别.

3 基于 BP 迭代的识别算法

3.1 基本算法

取候选集中的一个待识别矩阵, 接收到码字后按照矩阵大小对接收到的码字分割, 然后在我们的算法中需要对删余位和填充位的似然值进行初始化, 其中删余位的似然值初始化为 0, 填充位的似然值理论上应初始化为无穷大, 实际计算中则常选取一个较大的值替代. 对于其余比特则依据接收到的码字, 按照下式进行计算 (调制为 BPSK、信道为 AWGN):

$$\text{LLR}(r_i) = \ln \left(\frac{P(c_i = 0 | r_i)}{P(c_i = 1 | r_i)} \right) = -\frac{2r_i}{\sigma^2} \quad (6)$$

接下来先考虑一个校验节点的情况, 码长为 d , 比特位 c_0 满足某个 SPC 约束, 则有:

$$\begin{aligned} P\{c_0 = 0 | \mathbf{r}, \text{SPC}\} &= P\{c_{t_1} \oplus c_{t_2} \oplus \dots \oplus c_{t_w} = 0 | \mathbf{r}\} \\ &= \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \prod_{i=1}^{d-1} (1 - 2P(v_i = 1 | r_i)) \end{aligned} \quad (7)$$

对上式整理后, 可得:

$$1 - 2P\{c_0 = 1 | \mathbf{r}, \text{SPC}\} = \prod_{i=1}^{d-1} (1 - 2P(c_i = 1 | r_i)) \quad (8)$$

现在我们考虑一般的二元随机变量,其概率分别为 p_1 和 p_0 ,且 $p_1+p_0=1$,则有:

$$1-2p_1 = \frac{1-2p_1}{p_1+p_0} = \frac{p_0-p_1}{p_1+p_0} = \frac{\sqrt{\frac{p_0}{p_1}} - \sqrt{\frac{p_1}{p_0}}}{\sqrt{\frac{p_0}{p_1}} + \sqrt{\frac{p_1}{p_0}}} \quad (9)$$

其中:

$$\sqrt{\frac{p_0}{p_1}} = e^{\ln \sqrt{\frac{p_0}{p_1}}} = e^{\frac{1}{2} \ln \frac{p_0}{p_1}}, \quad \sqrt{\frac{p_1}{p_0}} = e^{-\frac{1}{2} \ln \frac{p_0}{p_1}} \quad (10)$$

代入式(9)则有:

$$\begin{aligned} 1-2p_1 &= \frac{e^{\frac{1}{2} \ln \frac{p_0}{p_1}} - e^{-\frac{1}{2} \ln \frac{p_0}{p_1}}}{e^{\frac{1}{2} \ln \frac{p_0}{p_1}} + e^{-\frac{1}{2} \ln \frac{p_0}{p_1}}} \\ &= \tanh \left[\frac{1}{2} \ln \left(\frac{p_0}{p_1} \right) \right] \end{aligned} \quad (11)$$

此处 \tanh 表示双曲正切函数. 所以对于比特位 c_0 可以得到下面的表达式,即

$$L(c_0 | \mathbf{r}, \text{SPC}) = 2 \tanh^{-1} \prod_{i=1}^{d-1} \tanh \left(\frac{1}{2} L(c_i | r_i) \right) \quad (12)$$

其中, \tanh^{-1} 表示反双曲正切函数,对上式一般化就可以得到

$$\begin{aligned} L(c_j | \mathbf{r}, \text{SPC}) &= 2 \tanh^{-1} \left[\frac{\prod_{i=0}^{d-1} \tanh \left(\frac{1}{2} L(c_i | r_i) \right)}{\tanh \left(\frac{1}{2} L(c_j | r_j) \right)} \right] \\ &= 2 \tanh^{-1} \prod_{i \in N_i(k) - \{j\}} \tanh \left(\frac{1}{2} L(v_i | r_i) \right) \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $N_i(k)$ 表示参与到第 k 个校验节点的变量节点集. 上式正是 BP 译码中涉及传递信息的核心公式,也即校验节点向变量节点传递的信息. 对于 LLR 盲识别算法我们也有类似的识别式,即对每一个校验节点,其指标值依照下式进行计算:

$$y_i = 2 \tanh^{-1} \prod_{l \in N_l(k)} \tanh \left(\frac{1}{2} L(v_l | r_l) \right) \quad (14)$$

其中, $L(v_l | r_l)$ 的值是基于 BP 算法迭代计算出来的,这样就避免了删除位为 0 的问题,并且可以充分利用填充位的信息.

在 BP 算法迭代的过程中,对于正确的矩阵,其比特的似然值会在信息传递的过程中收敛,同时对应的式(14)也会逐渐收敛. 基于此,最终 LLR 盲识别所计算出来的值会较大.

而对于错误的矩阵, BP 译码迭代则不会收敛,根据式(4)可知,在计算 LLR 盲识别最终结果时会求取平均值,对于错误的 SPC 而言,式(14)计算出来的值相互之间会抵消,使得式(4)的期望为 0,从而最终可以识别出正确矩阵.

3.2 算法复杂度

由算法的推导和实现可知,本算法的主要计算复杂度集中在 BP 译码算法更新信息部分和传统 LLR 识别计算部分. 考虑矩阵的平均行重为 ω_r , 平均列重为 ω_c , 以及矩阵大小为 $m \times n$, 则其中 BP 迭代部分在行方向上传递信息时共进行了 $\omega_r \times (\omega_r - 1) \times m$ 次 $\tanh(*)$ 运算以及 $\omega_r \times m$ 次 $\tanh^{-1}(*)$ 运算. 而在列方向上传递信息时,则一共进行了 $\omega_c \times (\omega_c - 1) \times n + 2 \times \omega_c \times n$ 次加法运算. 而后基于更新信息代入式(3)进行计算,需要 $\omega_r \times m$ 次 $\tanh(*)$ 运算以及 m 次 $\tanh^{-1}(*)$ 运算. 考虑一次迭代的情况,上述过程均执行一次,则复杂度为 $O(\omega_r^2 m)$, 一共接收到 N 个码字,则单个矩阵的识别复杂度约为 $O(\omega_r^2 Nm)$. 对于文献[13]中的算法,由于其采用的是预处理的方式,且最终识别时复杂度与预处理后截取的 SPC 数量直接相关,取不同的 SPC 数量会直接影响时间复杂度,所以无法直接进行比较;但本文算法不用进行额外预处理,且无须额外的存储开销.

3.3 算法流程

根据上述分析,如图 2 所示,我们可以得到具体的算法步骤.

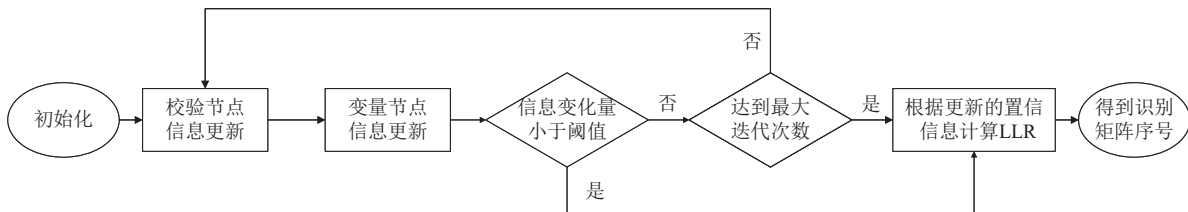


图2 盲识别流程

步骤 1: 首先对接收码字,取删除列似然值为 0,填充列似然值为无穷大,其余比特的似然值通过式(6)获得.

步骤 2: 基于对应比特的似然值,初始化变量节点转向校验节点的初始信息.

步骤 3: 在行方向上基于式(13)计算校验节点向变

量节点传递的信息。

步骤4:在列方向上计算变量节点向校验节点传递的信息。具体而言,变量节点向校验节点发送的消息是其初始置信度与从其余相连的校验节点接收到的所有消息之和。这一更新后的置信信息表示变量节点当前对所传输比特的估计,用于下一步的迭代更新。

步骤5:判断置信信息变化量是否小于阈值,如果小于阈值则直接跳转至步骤6,否则根据预设的迭代次数,重复第3步和第4步。

步骤6:根据所得到的每个比特新的置信信息,代入式(14),计算对应LLR盲识别的指标值。

而后对于候选集中的每个矩阵,重复上述过程,最

后根据式(4)选择最终的识别结果。

4 仿真及分析

本节中,我们通过仿真模拟评估所提出方法的性能,对比算法我们选择文献[13]和[11]相结合的算法,这是此前性能最好的算法组合。候选集则选择5G TS 38.212标准所定义的16个矩阵,集合选择4种不同码率和4种码长结合,具体的矩阵参数如表1所示。

对于表格参数,基于5G TS 38.212标准,确定信息位和码率后计算得到扩展因子、校验位删余和填充位置,而非预先进行设置。基于该候选集,有如下的仿真结果。

表1 5G LDPC 候选集合

矩阵序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
码长	144	144	144	144	1 536	1 536	1 536	1 536	3 072	3 072	3 072	3 072	9 216	9 216	9 216	9 216
码率	1/3	1/2	2/3	3/4	1/3	1/2	2/3	3/4	1/3	1/2	2/3	3/4	1/3	1/2	2/3	3/4
扩展因子	8	12	16	18	64	80	104	56	104	160	208	112	320	224	288	320
校验位删余长度	0	0	0	0	0	32	8	64	32	64	16	128	256	320	96	256
填充长度	0	0	0	0	0	32	16	80	16	64	32	160	128	320	192	128

图3给出了本文算法中置信信息变化量随迭代次数的增加而变动的情况。可以看到,随着迭代次数增加,变化量逐渐变小,在多次迭代后,置信信息基本不再变化,此时可以终止迭代,直接进行后续盲识别。考虑不同信噪比下的区别,最终我们将阈值设置为 1×10^{-4} ,当变化量低于此阈值时,则终止迭代。

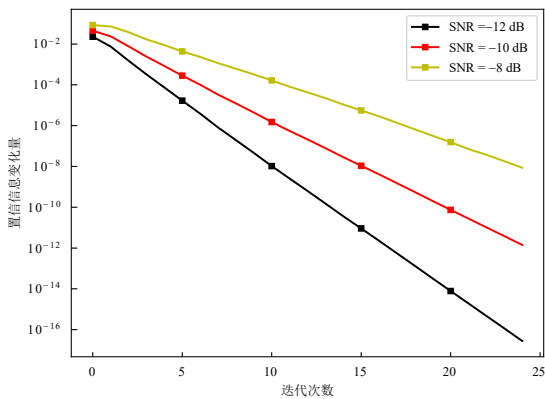


图3 迭代次数对置信信息变化量的影响

图4给出了本文算法在低码率矩阵上与现有算法的性能比较,其中码字个数为100,码长为3 072,码率为1/3。由图可知,与现有算法相比,所提方法在低码率矩阵上具有更好的识别性能,在SNR为-9 dB时识别准确率由77.2%提升到88.3%。

在表2中,选择码长为3 072、码率为1/3,可以明显看出不同矩阵在最终LLR值上的差异显著。具体而言,

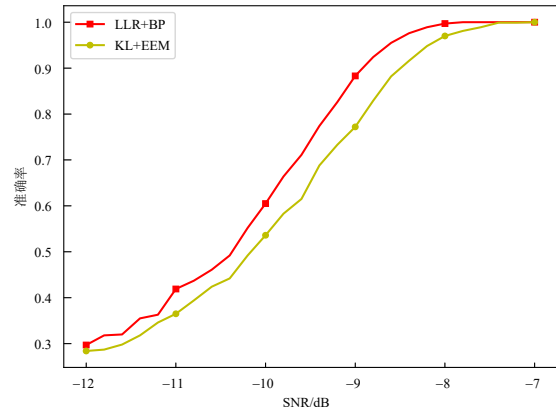


图4 码率为1/3时,本文算法与现有算法的性能对比

观察表中数据可见,在信噪比为-7 dB时,正确识别的矩阵的最终LLR值已明显高于错误识别的矩阵,二者之间相差至少一个数量级。因此,基于最终LLR值实现矩阵识别是切实可行的。提高信噪比将进一步扩大这种差异,从而提升矩阵之间的区分度,更容易识别出正确矩阵。

图5则给出了BP迭代次数对算法的性能影响。其中,参数选择码字个数为10,码长为1 536,码率为1/3。由图可知,迭代次数后续的变化对结果的影响很小。结合图3可知,当迭代次数大于5之后,置信信息的变化量较小,因此我们将阈值设置为5次。

在本文中,终止迭代主要采用两种方式,其一是置信信息的变化较小;其二是达到最大迭代次数,结合图3,我

表2 不同信噪比下不同矩阵的最终 LLR 值

信噪比	-7 dB	-4 dB	-1 dB	2 dB
1	5.8867×10^{-4}	-1.18377×10^{-3}	3.44417×10^{-3}	-2.06202×10^{-2}
2	9.50133×10^{-6}	-1.35479×10^{-4}	-1.94386×10^{-3}	9.17997×10^{-3}
3	3.5731×10^{-6}	-3.72666×10^{-5}	-5.71909×10^{-4}	-4.50301×10^{-3}
4	1.87454×10^{-7}	2.44997×10^{-5}	2.59139×10^{-4}	-1.84437×10^{-3}
5	1.07797×10^{-3}	3.2958×10^{-2}	4.63411×10^{-1}	2.61586
6	-3.34154×10^{-5}	4.18451×10^{-4}	-1.03708×10^{-3}	-9.14853×10^{-3}
7	-5.31923×10^{-7}	-4.97861×10^{-5}	-4.19872×10^{-4}	3.1329×10^{-3}
8	8.3204×10^{-11}	-4.83861×10^{-7}	-1.87487×10^{-5}	5.16936×10^{-4}
9	-9.83217×10^{-6}	-1.68785×10^{-3}	3.63875×10^{-4}	1.95034×10^{-2}
10	8.77679×10^{-6}	-1.1256×10^{-5}	7.99863×10^{-4}	1.11811×10^{-2}
11	3.35856×10^{-6}	7.29336×10^{-5}	-4.44822×10^{-4}	-2.39399×10^{-4}
12	1.25903×10^{-10}	-1.01818×10^{-7}	1.75684×10^{-5}	1.95419×10^{-3}
13	3.08275×10^{-5}	-9.69987×10^{-4}	1.78628×10^{-4}	-1.44828×10^{-2}
14	-6.93003×10^{-6}	-3.92367×10^{-4}	2.46366×10^{-3}	1.19129×10^{-2}
15	-1.30093×10^{-7}	3.39648×10^{-6}	1.18415×10^{-4}	-1.24117×10^{-3}
16	2.39645×10^{-9}	1.65276×10^{-7}	-9.18391×10^{-5}	1.06364×10^{-3}

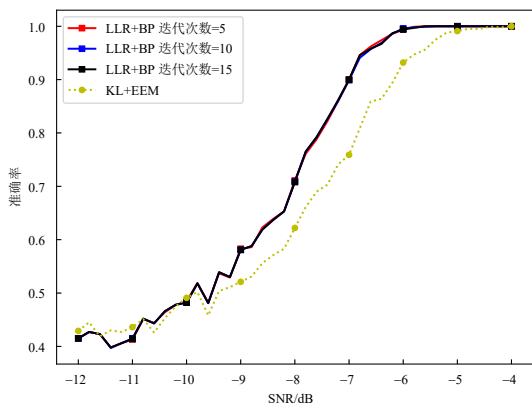


图5 迭代次数对算法的性能影响

们发现对于正确矩阵置信信息变化量呈下降趋势,当多次迭代后,置信信息变化较小,此时继续迭代将不会对结果产生进一步影响,故而终止迭代,大多数情况下终止与否由该值确定.而最大迭代次数则是作为上限,用于避免出现因错误矩阵不收敛,导致置信信息一直更新而无法终止的情况.

需要注意的是,根据密度进化理论,只有当删余比例 $|P|/n < 1-R$ 时, BP 迭代才会收敛,此时实际迭代次数的设置就不会受到 H 矩阵数量以及删余与填充算法的影响.这主要因为只有正确矩阵才会收敛,而正确矩阵的迭代是否终止由置信信息变化量判断.

图6给出本文算法在不同码长下与现有算法的性能对比.其中,码长分别为144、1536、3072和9216,码率为1/3,码字个数为10.可以看到随着码长的增加,

两种算法性能都有一定的提升,但是我们的算法依然具有更好的性能.

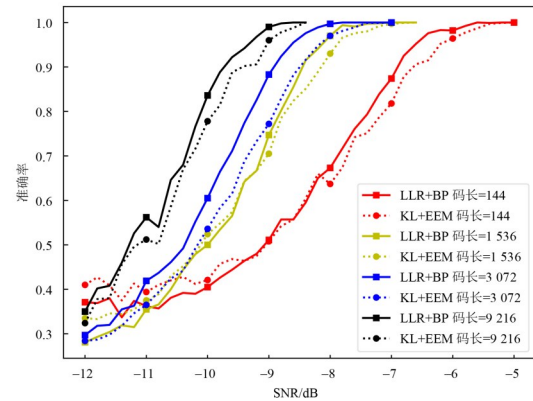


图6 随着码长增加,本文算法与现有算法的性能对比

图7给出了不同码字个数对算法的影响,参数选择码字个数为10、40和100,码率为1/3,码长为1536.可以看到随着码字个数的增加,识别率也会相应增加,然而我们的算法性能上依旧表现更好.

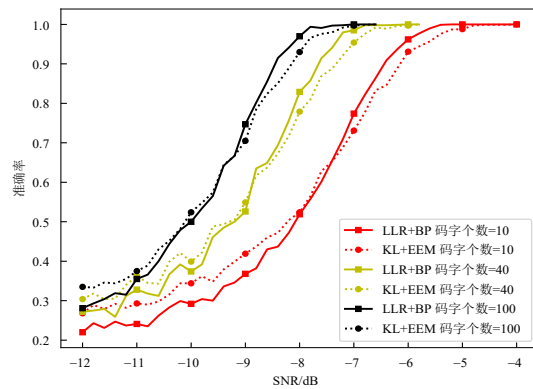


图7 码字个数不同时,本文算法和现有算法的性能对比

在图8中,曲线给出了使用正确矩阵进行BP译码的结果.另一方面在我们的算法中,由于先对接收信息进行了BP迭代,所以在盲识别之后,可以直接使用迭代后的置信信息进行后续译码,图8中的标记点给出了该方案下的译码结果,可以看到与直接使用正确矩阵译码相比,二者的性能是相同的,也就说明了我们的算法在盲识别过程中产生的结果是可以直接应用于后续译码中的,进而节省了译码的时间.

考虑到LDPC码在工程中最常用的译码算法是MS (Min-Sum)及其变种,故在图9中,给出了采用OMS (Offset Min-Sum)结合LLR的识别结果,相应参数为码字个数100,码率1/3,码长1536.可以看到OMS+LLR整体上稍差于BP+LLR,但在较高信噪比时,其识别结果仍优于现有算法.

综上所述,本文的算法在各种情况下均优于文献[13]

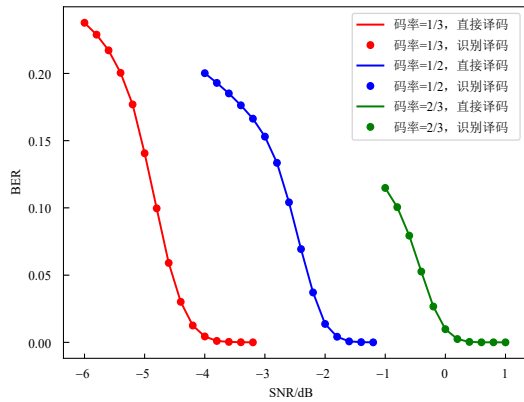


图8 直接译码和识别译码性能对比

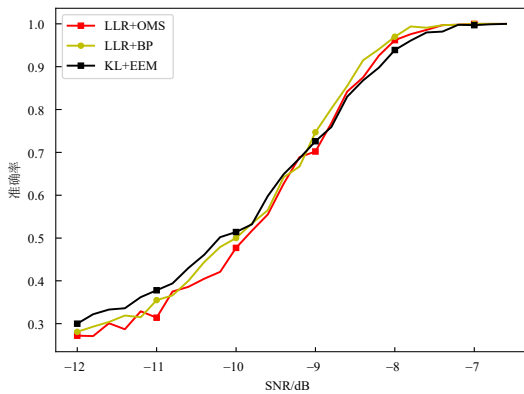


图9 OMS迭代与BP迭代和现有算法性能对比

和文献[11]相结合的算法,且性能提升最多可以达到1 dB.同时,复杂度方面,本文算法BP迭代部分的复杂度并不高,且还可以将结果用于译码,进而节省译码的时间;进一步采用OMS迭代代替BP迭代也是可行的,且此方案下可进一步降低复杂度;识别部分中LLR算法在复杂度上也是优于KL(Kullback-Leibler divergence)算法的,所以本文的算法也具有较高的实时性.

5 结束语

本文提出了一种基于BP迭代的5G-LDPC码闭集盲识别方法,该方法利用BP译码迭代收敛的特性,即对于正确和不正确的矩阵,其在BP迭代过程中会产生不同的情况,进而其在计算平均LLR时,会得到区别较大的结果,从而实现码字校验矩阵的识别.

与文献[13]的算法相比,本算法提供了一种完全不同的思路,且最终的性能提高了近1 dB.实际上,该算法除了结合平均LLR以外,还可以采用Min-Sum结合近似LLR的方式来进行盲识别.此外,还可以将该识别方案应用于其他编码系统中.

该方案存在一个缺点:由于需要迭代的原因,会消耗更多的时间.但是,可将该识别方案放入编译码系统中,BP迭代的结果可以参与后续译码,所以这部分多消

耗的时间可以在译码环节中得到一定程度的弥补.未来可以延续这一思路与文献[10]和[11]等算法进行结合,以达到更好的效果.

参考文献

- [1] WU H C, SAQUIB M, YUN Z F. Novel automatic modulation classification using cumulant features for communications via multipath channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(8): 3098-3105.
- [2] AHN S K, YANG K. Adaptive modulation and coding schemes based on LDPC codes with irregular modulation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2010, 58(9): 2465-2470.
- [3] MARAZIN M, GAUTIER R, BUREL G. Dual code method for blind identification of convolutional encoder for cognitive radio receiver design[C]//2009 IEEE Globecom Workshops. Piscataway: IEEE, 2009: 1-6.
- [4] DEBESSU Y G, WU H C, JIANG H. Novel blind encoder parameter estimation for turbo codes[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(12): 1917-1920.
- [5] SWAMINATHAN R, MADHUKUMAR A S, WANG G H, et al. Blind reconstruction of reed-Solomon encoder and interleavers over noisy environment[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2018, 64(4): 830-845.
- [6] 刘倩, 张昊, 宋莹炯, 等. 小样本条件下基于矩阵乘法和秩分析的LDPC参数估计方法[J]. 电子学报, 2022, 50(5): 1075-1082.
LIU Q, ZHANG H, SONG Y J, et al. LDPC parameter estimation by matrices product and rank analysis under the condition of small sampling[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(5): 1075-1082. (in Chinese)
- [7] XIA T, WU H C. Novel blind identification of LDPC codes using average LLR of syndrome a posteriori probability[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 632-640.
- [8] YU P D, PENG H, LI J. On blind recognition of channel codes within a candidate set[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(4): 736-739.
- [9] WU Z J, ZHANG L M, ZHONG Z G, et al. Blind recognition of LDPC codes over candidate set[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(1): 11-14.
- [10] LI L Q, HUANG Z P, ZHOU J. A two-stage maximum a posterior probability method for blind identification of LDPC codes[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 111-115.
- [11] ZOU L Q, WU H L, LIU R, et al. A new method for LDPC

blind recognition over a candidate set using kullback-leibler divergence[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(5): 964-968.

[12] BAI B, SUN S, WANG J. Channel Coding for 5G[M].

Beijing: China Science Publishing, 2018.

[13] WANG Y, CHE S L. Blind recognition of 5G LDPC codes over a candidate set[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(4): 744-748.

作者简介



吴昊龙 男,2000年出生于重庆市.现为重庆大学计算机学院硕士研究生.主要研究方向为LDPC码字盲识别.

E-mail: whl@stu.cqu.edu.cn



刘锐 男,1995年出生于重庆市.现为重庆大学计算机学院在读博士生.主要研究方向为编码分布式计算、信道编码.

E-mail: snowwhite@uestc.edu.cn



李晓丹 女,1998年出生于福建省福州市.现为重庆大学计算机学院博士研究生.主要研究方向为信道编码及其盲识别.

E-mail: lxd@stu.cqu.edu.cn



黎勇 男,1982年出生于重庆市.现为重庆大学教授、博士生导师.主要研究方向为信息编码理论及应用、计算机视觉、医学图像处理等.中国电子学会会员编号:E190130735M.

E-mail: yongli@cqu.edu.cn



邹林岐 男,1998年出生于四川省广元市.2020年获得重庆邮电大学(CQUPT)数学专业理学学士学位,2024年获得重庆大学(CQU)计算机科学与技术工学硕士学位.主要研究方向为信息论与编码理论.

E-mail: linqizou777@gmail.com