

基于 GRU 网络辅助和路径度量交换的极化码 SCLF 算法

李君^{1,2}, 周乐佳¹, 李正权³, 吉茹¹, 诸锦涛¹, 刘兴鑫¹, 刘子怡¹

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044; 2. 无锡学院电子信息工程学院, 江苏 无锡 214105;
3. 江南大学轻工业过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要: 为了解决极化码的现有 SCLF 算法传输性能较低, 翻转集构建不精确, 复杂度过高的问题, 提出了一种基于 GRU 网络辅助和路径度量交换串行抵消列表比特翻转 (PME-SCLF) 算法。首先, 重新划分译码状态, 将路径度量交换和反向判决的思想结合, 提出了一种位翻转策略。其次, 通过训练 GRU 网络定位译码中的第一个错误位, 提出了一种翻转集构造方法。最后, 对每次低阶翻转的路径度量进行排序, 固定低阶可靠位后再进行高阶翻转, 提出了一种多比特翻转规则。仿真结果表明, 与现有 SCLF 算法相比, 在低信噪比下, 所提算法识别第一个错误比特的准确率提高了 18~24%, 在单比特和多比特翻转下, 所提算法分别有最高 0.3 dB 和 0.2 dB 的性能增益, 且在线译码复杂度较低。

关键词: 极化码; 串行抵消列表比特翻转; 门控循环单元; 路径度量交换; 多比特翻转

中图分类号: TN911.22

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023110

SCLF algorithm for polar code based on GRU network assistance and path metric exchange

LI Jun^{1,2}, ZHOU Lejia¹, LI Zhengquan³, JI Ru¹, ZHU Jintao¹, LIU Xingxin¹, LIU Ziyi¹

1. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China
2. School of Electronic Information Engineering, Wuxi University, Wuxi 214105, China
3. Key Laboratory of Advanced Control of Light Industry Processes, Jiangnan University, Wuxi 214122, China

Abstract: In order to solve the problems of low transmission performance, inaccurate flip set construction and high complexity of existing polar codes successive cancellation list bit-flip (SCLF) algorithms, a SCLF algorithm for polar codes based on GRU network assistance and path metric exchange was proposed. First the decoding state was redivided, and a bit-flip strategy was proposed by combining the ideas of path metric exchange and reverse judgment. Secondly, a flip set construction method was proposed by training the GRU network to locate the first erroneous bit in the decoding. Finally, a multi-bit flipping rule was proposed by sorting the path metric for each low-order flip and fixing the low-order reliable bits before performing the high-order flip. Simulation results show that compared with the existing SCLF algorithms, the proposed algorithm improves the accuracy of identifying the first error bit by 18~24% at low signal noise ratio. Under single-bit and multi-bit flipping, the proposed algorithm has a performance gain of up to 0.3 dB and 0.2 dB, respectively, and the online decoding complexity is lower.

Keywords: polar code, SCLF, GRU, path metric exchange, multi-bit flipping

收稿日期: 2022-12-28; 修回日期: 2023-03-19

通信作者: 周乐佳, 20211249638@nuist.edu.cn

基金项目: 江苏省研究生科研与实践创新计划基金资助项目(No.SJCX23_0379); 未来网络科研基金资助项目(No.FNSRFP-2021-YB-11); 江苏理工学院常州市 5G+工业互联网融合应用重点实验室基金资助项目(No.CM20223015)

Foundation Items: Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (No.SJCX23_0379), Future Network Scientific Research Fund Project (No.FNSRFP-2021-YB-11), Changzhou Key Laboratory of 5G + Industrial Internet Fusion Application, Jiangsu University of Technology (No.CM20223015)

0 引言

极化码由 Arikan 教授^[1]在 2009 年首次提出,是目前最接近香农极限的好码。因其编译码的低复杂性和良好的传输性能,中短码长的极化码入选 5G 中增强型移动宽带 (eMBB, enhanced mobile broadband) 上行链路和下行链路的官方信道编码方案^[2]。

文献[1]中, Arikan 教授同时给出了一种串行抵消 (SC, successive cancellation) 算法。SC 算法在码长无限长时,理论上可以达到最优的性能,但在有限长度下,SC 算法性能较差。为了提高译码性能, Tajima 等^[3]和 Tal 等^[4]分别提出了置信传播 (BP, belief propagation) 算法和串行抵消列表 (SCL, successive cancellation list) 算法,其中 SCL 算法通过在列表中保留多条译码路径以提高译码性能。Niu 等^[5]将循环冗余校验 (CRC, cyclic redundancy check) 的思想引入 SCL 算法中,形成 CA-SCL 算法。此外, Afisiadis 等^[6]在 SC 算法基础上提出了一种串行抵消比特翻转 (SCF, successive cancellation bit-flip) 算法,在 SC 算法译码失败时,SCF 算法会翻转不可靠位以获得与初始算法不同的码字估计。这些不可靠位通过对数似然比 (LLR, log likelihood ratio) 的排序获得^[6]。SCF 算法的性能取决于翻转集构造的精度,LLR 排序的方法构造的翻转集精确度较低,需要进行多次翻转。Ercan 等^[7]和 Condo 等^[8]通过对第一错误比特的误差分布研究,将翻转集进一步改进。在此基础上,随着 SCF 算法趋于饱和,一些学者将其扩展至多比特翻转,提出了渐近式 SCF 算法^[9]、动态 SCF 算法^[10]和分段 SCF 算法^[11]。随着深度学习辅助通信领域的快速发展, Wang 等^[12]和 Cui 等^[13]提出了长短时记忆 (LSTM, long short-term memory) 网络辅助 SCF 算法。李硕等^[14]提出了基于时间卷积网络的译码算法。Teng 等^[15]采用卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network) 和模仿学习 (IL, imitation learning) 的方法提高其译码性能。

SCL 算法中也可以引入比特翻转的思想^[16]。Yu 等^[17]将 CA-SCL 算法与 SCF 算法结合,并将文献[9]中提出的静态关键集 (CS, critical set) 修改为动态修正关键集 (RCS, revised critical set),提出了一种串行抵消列表比特翻转 (SCLF, successive cancel-

lation list bit-flip) 算法。Cheng 等^[18]和 Pan 等^[19]通过保留丢弃路径和改变误差度量的方法,分别提出了基于丢弃路径度量 SCLF (D-PM-SCLF, discard path metric SCLF) 算法和广义 SCLF 算法,其中广义 SCLF 算法还将 SCLF 算法扩展至多比特翻转中,是目前最先进的 SCLF 算法。但 SCLF 算法仍存在以下问题: 1) 构建翻转集时,会忽略前 lbL 的信息比特,这些信息比特在中低信噪比时占有较大的错误比重,导致译码性能较低; 2) 翻转集仍不够精确,需要多次翻转才能获得较高的准确率; 3) 扩展至多比特翻转后,只有在低阶的所有尝试都失败后,才会开启更高阶的翻转,复杂度过高。

基于此,本文提出了一种基于门控循环单元 (GRU, gate recurrent unit) 网络辅助和路径度量交换的 SCLF (PME-SCLF, path metric exchange SCLF) 算法。具体贡献如下。

1) 针对译码性能较低的问题,提出了一种 PME-SCLF 算法,考虑到前 lbL 的信息比特的影响,并将其他的预测错误位置重新划分为 3 种状态,将路径度量 (PM, path metric) 交换和反向判决的思想结合,提高译码性能。

2) 针对翻转集精确率较低的问题,将深度学习与 SCLF 算法相结合,提出了基于 GRU 网络辅助的 SCLF 算法。对于给定的 LLR 序列,通过 GRU 网络预测每一个信息比特是第一个错误比特的概率,按概率大小以降序的方式构建翻转集,提高了翻转集构建的精度,同时减少翻转次数。

3) 针对译码复杂度过高的问题,提出了一种新的多比特翻转规则,通过比较每次翻转路径度量值的大小固定低阶翻转位,确保低阶翻转位可靠的同时将最大翻转次数由乘法运算变为加法运算,降低了译码时延。

4) 仿真结果表明,与现有 SCLF 算法相比,本文所提算法识别第一个错误比特准确率更高,译码性能更好,在线译码复杂度更低。

1 极化码的现有译码算法

1.1 SCL 算法

假设极化码编码后的码字经过信道传输后,接收端接收到的序列为 $y_1^N = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ 。 $\hat{u}_1^N = (\hat{u}_1, \hat{u}_2, \dots, \hat{u}_N)$ 表示译码的码字估计序列 (N 为极化码的码长)。SC 算法会计算每个子信道 $W_N^{(i)}$ 的 LLR 值,具体为

$$L_N^{(i)}(y_1^N, \hat{u}_1^{i-1} | u_i) = \log \frac{W_N^{(i)}(y_1^N, \hat{u}_1^{i-1} | u_i = 0)}{W_N^{(i)}(y_1^N, \hat{u}_1^{i-1} | u_i = 1)} \quad (1)$$

在此基础上, SCL 算法可以同时保留 L 条译码路径以提高译码性能, 每条路径的可靠度由路径度量值来衡量, PM 值的计算式为

$$PM_l^{(i)} = \begin{cases} PM_l^{(i-1)}, \hat{u}_l^{(i)} = \frac{1}{2}[1 - \text{sign}(L_l^{(i)})] \\ PM_l^{(i-1)} + |L_l^{(i)}|, \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $PM_l^{(i)}$ 和 $L_l^{(i)}$ 分别表示第 i 个信息比特的第 l 条路径的路径度量值和对数似然比。当所有信息位都完成译码后, 选择 PM 值最低路径的硬判决值作为译码输出。

1.2 信道错误及传播错误

在一次译码中, 不正确的位估计 (即错误位) 主要包括 2 种错误。第一种错误是由信道中存在噪声导致的, 称为信道错误。第二种错误是由先前的译码错误导致的, 称为传播错误^[20]。

假设译码后有 k 个错误, 错误位置集合为 $E = [p_1, p_2, \dots, p_k]$, 其中 p_m 表示第 m 个错误位置。不失一般性, 设第一个错误位置 p_1 为第一个信道错误位, 假设翻转该错误位置重新进行译码后有 $k - r$ 个错误, 表明纠正错误位置 p_1 的同时还纠正了 $r - 1$ 个错误位置, 假设这 $r - 1$ 个错误位置集合为 $E' = [p_2, p_3, \dots, p_r]$, 则称这些错误为由错误位置 p_1 引发的传播错误, 未能得到纠正的错误位置 p_{r+1} 称为第二个信道错误位, 依次类推。

对于(256,128)的极化码, CRC 长度为 16, 路径数 L 为 8 时, 不同数量的信道错误在不同信噪比下出现的概率如图 1 所示。

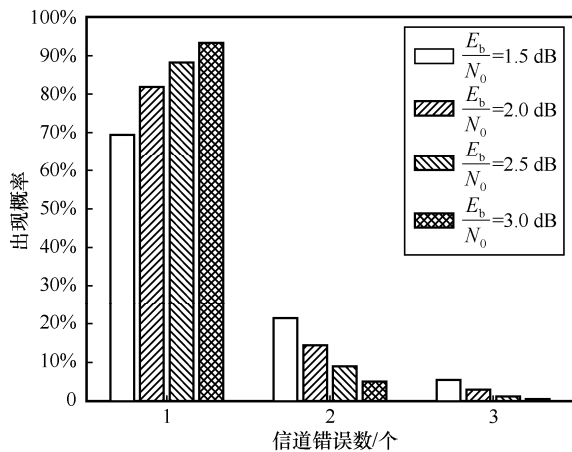


图 1 不同数量的信道错误在不同信噪比下出现的概率

由图 1 可知, 译码中出现 1~2 个信道错误的概率较高, 且随着信噪比的增大, 出现 1~2 个信道错误的概率从约 91% 上升至 99%。

1.3 现有 SCLF 算法

现有译码算法译码流程与路径选择对比如图 2 所示。

- 幸存的信息比特
- ⊗ 冻结比特
- 丢弃的信息比特
- 译码路径 (判决 $u_i=0$)
- 译码路径 (判决 $u_i=1$)

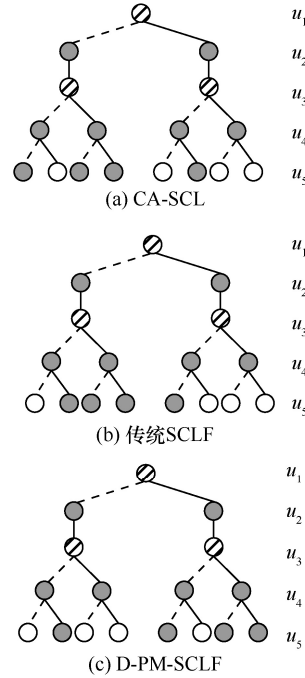


图 2 现有译码算法译码流程与路径选择对比

为了减少极化码译码的传播错误, 文献[17]提出了一种传统 SCLF 算法, 译码流程如图 2(b)所示。该算法根据路径竞争的结果, 将所有信息位节点分为 3 种状态, 即克隆状态、删除状态和 SC 状态。构建翻转集时, 根据节点状态将静态 CS 修正为动态 RCS, 定义为

$$RCS = (CS \setminus v_1^{lbL}) \setminus \mathcal{B} \quad (3)$$

其中, $CS \setminus v_1^{lbL}$ 表示在 CS 中去除前 lbL 的信息比特, \mathcal{B} 表示译码过程中仅存在克隆状态和删除状态节点的信息比特。RCS 将 CS 中的前 lbL 的信息比特以及仅存在克隆状态和删除状态节点的信息比特排除。因此, 当译码克隆状态或删除状态的节点时, 可能不会改变路径竞争中原始决策, 导致得到与原始译码相同的码字估计。

文献[18]提出了一种 D-PM-SCLF 算法, 译码流

程如图 2(c)所示。在翻转策略上, 该算法选择路径竞争中被消除较大的 L 条路径作为新的生存路径。在构建翻转集时, 提出一种新的误差度量准则, 定义为

$$M(i) = \sum_{l'=1}^L \prod_{j=1, j \in A}^i \left(1 + e^{-(1-2\hat{u}_{l'+L}^{(j)})L_{l'+L}^{(j)}} \right)^{-1} \quad (4)$$

根据 PM 的定义, 可将式(4)改写为

$$M(i) = \left[\sum_{l'=1}^L e^{\text{PM}_{l'+L}^{(i)}} \right]^{-1} \quad (5)$$

由式(5)可知, 误差度量准则是基于丢弃路径 PM 值计算的, $M(i)$ 越大, 表示信息位 i 翻转优先级越高。该算法能够保证没有与原始译码相同的码字估计。

文献[19]对该误差度量进一步优化, 提出了一种广义 SCLF 算法。该算法将幸存路径和冻结比特的影响加入误差度量的计算中, 将式(5)进一步修改为

$$M(i) = \log \frac{\sum_{l=1}^L e^{-\text{PM}_l^{(i)}}}{\left(\sum_{l=1}^L e^{-\text{PM}_{l+L}^{(i)}} \right)^\alpha} \quad (6)$$

其中, α 为补偿系数, 目的是补偿传播错误导致的偏差估计。文献[21]证明, $\alpha = 1.2$ 时, 翻转集识别第一个错误比特的准确率最高。

与 D-PM-SCLF 算法相反, 在广义 SCLF 算法中, $M(i)$ 越小, 表示信息比特 i 翻转优先级越高。此外, 广义 SCLF 算法还将 SCLF 算法扩展至多比特翻转, 若所有 $\omega - 1$ 阶尝试均未通过 CRC 后, 则开启 $\omega (\omega > 1)$ 阶尝试。

2 所提 SCLF 算法

2.1 PME-SCLF 算法

(256,128+16)极化码在不同信噪比下, 第一个错误比特在前 $1bL$ 的信息比特中出现的概率如图 3 所示。

由图 3 可知, 在中低信噪比下, 前 $1bL$ 的信息比特出现错误的概率较高, 且随着 L 的增大而上升。不仅如此, 这些信息比特处于信息位前部, 若出现译码错误, 则后续译码会出现更多的传播错误, 导

致译码性能较差。因此, 本文提出了一种 PME-SCLF 算法。此外, 译码某一处信息比特时, 可能同时出现文献[17]提出的 3 种状态中的一种或多种, 为使每一个信息比特都有其对应的翻转策略, 本文将文献[17]提出的 3 种状态进行重新划分。

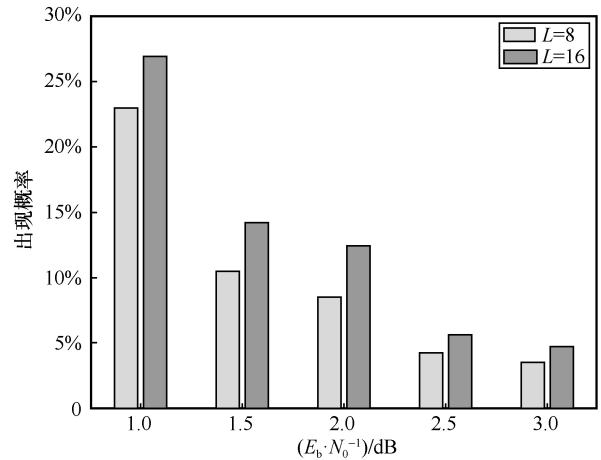


图 3 第一个错误比特在前 $1bL$ 的信息比特中出现的概率

定义前 $1bL$ 的信息比特组成的集合为 \mathcal{A}_0 , 其余信息比特组成的集合为 \mathcal{A}_1 。对于预测错误信息位 $u_i \in \mathcal{A}_0$, 后续译码过程中虽然不会消除正确的译码路径, 但正确译码路径的 PM 值仍可能较大导致后续翻转中被忽视, 造成较多的无用翻转。因此, 考虑到冻结比特和其他译码完成的信息比特对该路径的 PM 值的影响, 本文基于原有 PM 值, 对该预测错误位的分支进行交换 PM 值处理, 并保持判决码字不变, 改进后的 PM 计算式为

$$\text{PM}_l^{(i)} = \begin{cases} \text{PM}_l^{(i-1)} + |L_l^{(i)}|, & \hat{u}_l^{(i)} = \frac{1}{2} [1 - \text{sign}(L_l^{(i)})] \\ \text{PM}_l^{(i-1)}, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

该算法能保证正确的译码路径的 PM 值始终是最底的, 后续译码中不会忽视此条路径。

进一步, 本文将文献[17]提出的 3 种状态重新划分为: 纯 SC (P-SC, pure-SC) 状态、非纯 SC (N-P-SC, non-pure-SC) 状态和非 SC (N-SC, non-SC) 状态。对于预测错误信息位 $u_i \in \mathcal{A}_1$, 相比于文献[17]提出的 3 种状态, 更精确地描述了该信息比特的译码过程, 也为后续制定相应的翻转策略奠定了基础。3 种状态的译码树如图 4 所示。

- 幸存的信息比特 - - - 译码路径 (判决 $u_i=0$)
- ⊗ 冻结比特 - - - 译码路径 (判决 $u_i=1$)
- 丢弃的信息比特

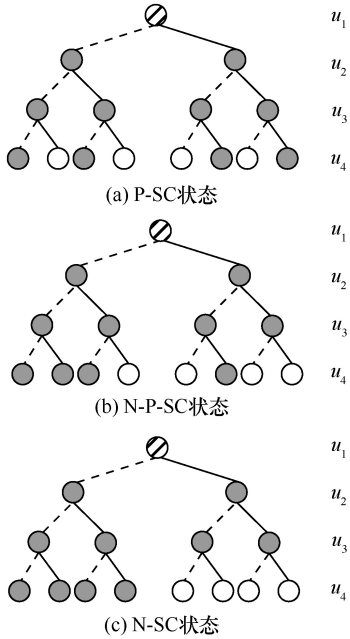


图 4 3 种状态的译码树

本文提出了一种路径度量交换的思想并将其与反向判决结合，使每一种新的状态都对应一种翻转策略，如图 5 所示。

- 幸存的信息比特 - - - 译码路径 (判决 $u_i=0$)
- ⊗ 冻结比特 - - - 译码路径 (判决 $u_i=1$)
- 丢弃的信息比特 - - - 译码路径 (交换PM值, 判决 $u_i=0$)
- - - 译码路径 (交换PM值, 判决 $u_i=1$)

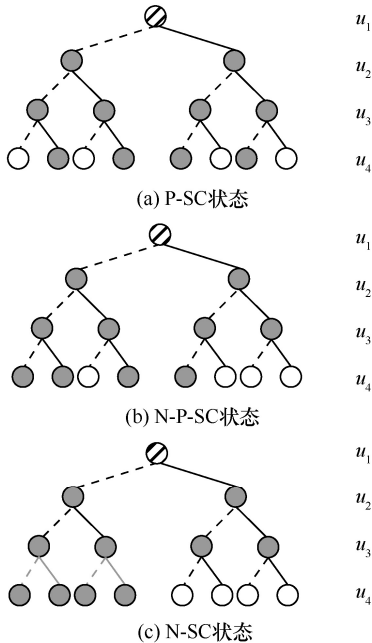


图 5 3 种状态对应的翻转策略

具体翻转策略如下 (u_4 为翻转位)。

P-SC 状态如图 4(a)所示。在该信息比特的译码过程中，如果对路径矩阵排序后， L 个分支节点都仅保留一条分支（即所有节点都处于 SC 状态），则该信息比特处于 P-SC 状态。对于该状态，只需翻转码字即可得到与原始算法相反的码字估计。因此，如图 5(a)所示，本文与传统 SCLF 算法一致，采用反向判决的方式，具体判决计算式为

$$\hat{u}_i^{(p)} = \begin{cases} 1 & , L_{N,i}^{(p)}(y_1^N, \hat{u}_1^{(p-1)}) \geq 0 \\ 0 & , L_{N,i}^{(p)}(y_1^N, \hat{u}_1^{(p-1)}) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中， p 表示待翻转的信息位。

N-P-SC 状态如图 4(b)所示。在该信息比特的译码过程中，如果对路径矩阵排序后，部分分支节点保留一个分支，部分分支节点全部保留（即部分节点处于 SC 状态，部分节点处于克隆状态），则该信息比特处于 N-P-SC 状态。对于该状态，本文认为克隆状态已经同时考虑到 2 种码字估计，反向判决对译码效果提升较小，但若结合 PM 值的影响，则能使其最后改变原始译码路径，提升译码性能。虽然 D-PM-SCLF 算法和广义 SCLF 算法采用保留丢弃路径的方法，达到了改变译码路径的目的，但 PM 值代表译码过程中的惩罚值，选择较大的 L 条路径可能会导致惩罚值的逐步累计，使后续翻转皆为无用翻转。因此，如图 5(b)所示，本文结合路径度量交换和反向判决，对 SC 状态分支保留 PM 值不变，反向判决译码码字。对克隆状态分支，保持判决码字不变，交换克隆状态分支的 PM 值。这样做有 2 个好处，第一，相比于传统 SCLF 算法，对克隆状态分支虽然保留了原始判决码字，但通过交换 PM 值的操作，能影响后续的翻转过程（主要体现在 PM 值的计算中），使所提算法的译码结果与原始译码码字估计相反。第二，相比于 D-PM-SCLF 算法和广义 SCLF 算法，幸存路径的 PM 值一定小于丢弃路径的 PM 值，通过对幸存的 PM 值交换处理，可以保证整体惩罚值较低，不会出现错误积累而导致后续的无用翻转。

N-SC 状态如图 4(c)所示。在该信息比特的译码过程中，如果对路径矩阵排序后， $\frac{L}{2}$ 条节点都保留 2 条分支（即所有节点都处于克隆或删除状态），则该信息比特处于 N-SC 状态。对于该状态，

与 N-P-SC 状态中处于克隆状态的分支相同,如图 5(c) 所示,保留判决码字,交换克隆状态分支 PM 值。

PME-SCLF 算法具体译码步骤如算法 1 所示。

算法 1 PME-SCLF 算法

输入 待翻转的信息比特 u_f , CRC 矩阵 H , 信息比特集合 \mathcal{A} , 路径数 L , 前 $l_b L$ 的信息比特集合 \mathcal{A}_0

输出 译码码字 \hat{u}_1^N

- 1) 初始化 \mathcal{A}_0 为 \mathcal{A} 中前 $l_b L$ 的元素
- 2) if $u_f \in \mathcal{A}_0$
- 3) 交换双方判决的 PM 值,保持译码判决码字不变
- 4) else
- 5) if u_f 满足 P-SC 状态
- 6) 对所有分支反向判决码字,保持 PM 值不变
- 7) else if u_f 满足 N-P-SC 状态
- 8) 对 SC 状态分支反向判决码字,保持 PM 值不变。对克隆状态分支,交换判决双方 PM 值,保持判决码字不变
- 9) else if u_f 满足 N-SC 状态
- 10) 对其中克隆状态分支交换判决双方 PM 值,保持判决码字不变,其余删除状态分支丢弃
- 11) end if
- 12) end if
- 13) 计算译码后的码字 \hat{u}_1^N
- 14) if \hat{u}_1^N 通过 CRC
- 15) 输出码字 \hat{u}_1^N
- 16) else
- 17) 译码失败
- 18) end if

2.2 基于 GRU 网络辅助的 SCLF 算法

针对现有 SCLF 算法识别第一个错误比特准确率低的问题,本文受文献[12-13,22]的启发,将深度学习中自然语言处理对序列处理的思想转换到信道译码中,将预测第一个错误比特的的问题视为序列到序列 (Seq2Seq, sequence to sequence) 的处理。采用循环神经网络 (RNN, recurrent neural network) 的变体 GRU 网络^[23],提出了一种基于 GRU 网络辅助的 SCLF 算法。

信道中第一个错误比特的出现很大程度上与

LLR 可靠度有关,因此将 LLR 序列作为神经网络的输入,第一个错误比特的位置作为神经网络的输出。此外,为了提高模型预测的精度并降低训练复杂度,本文对输入的 LLR 序列和输出的标签进行预处理。单个 LLR 存在 2 个特征:绝对值和符号值。绝对值表示每个位置的可靠度,符号值表示每个位置的判决方向^[24]。2 个绝对值相同、符号值相反的 LLR 序列,它们第一个错误位置很可能是相同的。预处理时,对 LLR 序列进行绝对值处理,去除符号值的影响能降低模型训练的复杂度。对标签进行 one-hot 编码处理,编码后的序列长度为 K ,其中只有一位为 1,其余 $K-1$ 位都为 0。将高进制的错误位压缩至二进制序列,可以大幅降低网络训练的复杂度。本文所提 GRU 网络结构如图 6 所示,其中每层的含义或作用如下。

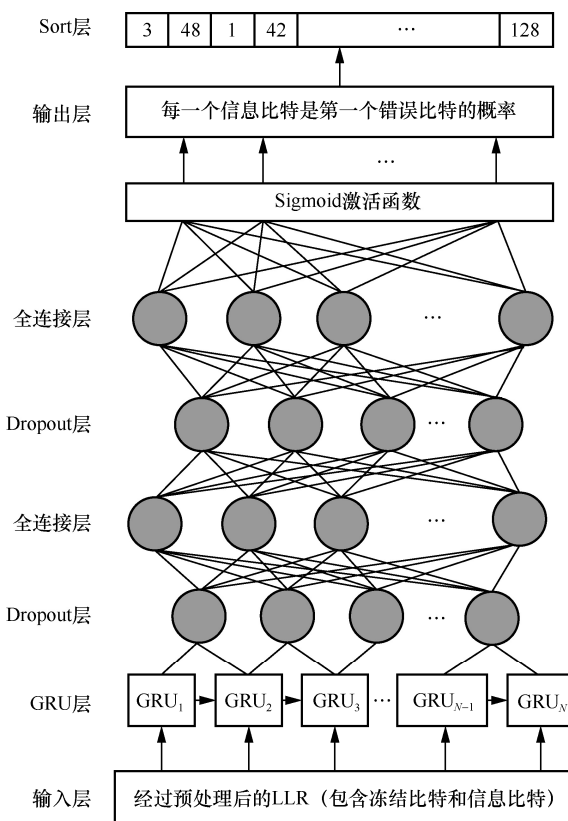


图 6 所提 GRU 网络结构

输入层,在 CA-SCL 译码中不能通过 CRC 的最小 PM 值对应的 LLR 序列的绝对值(包括冻结比特和信息比特),长度为 N 。

GRU 层,用于训练模型。GRU 层中包含 M layer 个 GRU 单元,layer 表示 GRU 网络的层数。随着 layer 的增加,理论上网络的预测能力增强,

但是较大的 layer 会导致训练复杂度和训练时长的增大, 也可能出现过拟合现象。

Dropout 层, 用于防止训练过拟合。通过对该层的神经网络设置一个节点保留概率, 使其不会偏向某一个节点, 从而每一个节点的权重不会过大, 达到了正则化的作用。

全连接层, 用于将输出长为 N 的序列转换到长为 K 的序列。本文设计了 2 个全连接层以减少特征位置对分类结果的影响, 提高整个网络的鲁棒性。

输出层, 一个长度为 K 的序列, 对应每一个信息比特是第一个错误信息比特的概率。

Sort 层, 用于对输出概率排序。将输出层序列中的元素, 按照概率大小以降序的方式排序, 概率值越大表示该信息比特是第一个错误比特的概率越高。

网络训练过程如下。

首先, 对接收到的序列 y_1^N 进行 CA-SCL 译码, 若能通过 CRC, 则译码成功; 若不能通过, 则成为一组样本。样本由最小 PM 值的 LLR 的绝对值和第一个错误比特的 one-hot 编码组成, 表示为 (x_1, y_1) 。为正确训练和验证网络, 将样本库 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ (n 表示样本总数) 分为训练集和验证集。训练集用于训练网络, 验证集用于调整参数, 防止出现过拟合现象。此外, 可以把预测第一个错误比特视为一个分类问题, 每个信息位都是一种类别, 共有 K 种类别。因此, 采用交叉熵损失函数衡量实际输出与预测输出之间的差异, 其定义为

$$L(y, \hat{y}) = -\frac{1}{K} \sum_{s=1}^K [y_s \ln \hat{y}_s + (1 - y_s) \ln(1 - \hat{y}_s)] \quad (9)$$

其中, y_s 和 \hat{y}_s 分别表示第 s 个输出的标签和网络预测值。

网络训练完成后, 将译码失败的 LLR 序列进行预处理后送入训练好的 GRU 网络中, 从输出结果中选择前 T 个索引构成翻转集。SCLF 算法依次对翻转集中的元素译码, 若能通过 CRC, 则输出译码码字; 若 T 次尝试后仍不能通过 CRC, 则选择翻转集中的第一个元素作为输出结果。

2.3 所提多比特翻转规则

针对广义 SCLF 算法扩展至多比特翻转后, 复杂度过高且译码性能提升较小的问题, 提出了一种新的多比特翻转规则。

首先, 无论是广义 SCLF 算法还是本文所提

PME-SCLF 算法, 都是基于 PM 值进行的翻转, 不同预测位翻转后, PM 值一定会发生变化。翻转集中第一个翻转比特经过翻转后, PM 值可能会比后续翻转的高。由于 PM 值代表的是该路径的惩罚值。因此, 本文认为当所有低阶尝试都失败后, 低 PM 值的翻转比高 PM 值的翻转累计错误量更低, 译码效果更可靠。其次, 翻转集是针对第一个错误比特构建的, 当低阶翻转可靠时, 后续高阶翻转就不会出现较多无用翻转的情况。因此, 若能提前固定可靠的低阶翻转位, 后续翻转中就能减少较多无用尝试, 降低译码时延。基于此, 本文提出了一种新的多比特翻转规则, 定义第 ω 阶翻转的最大翻转次数为 $T_\omega = T_{\max} - \omega + 1$, 每次翻转尝试后, 都会记录下当次翻转的 PM 值。若达到最大翻转次数 T_ω 后, 仍未通过 CRC, 则在所有尝试中选择最小的 PM 值对应的翻转位, 将其与第 $\omega - 1$ 阶翻转固定的翻转组合共同构成此次翻转的固定值, 并在翻转集中去除本轮固定的翻转位置。第 $\omega + 1$ 阶翻转时, 将第 ω 阶翻转固定的翻转位置与翻转集中剩余的待翻转位置依次构成翻转组合进行多比特翻转, 直到达到最大翻转次数。

将广义 SCLF 算法与本文所提多比特翻转规则进行比较, 设选取误差度量中前 T_{\max} 个作为翻转集, 则当 $\omega = \omega_{\max}$ 时, 广义 SCLF 算法中的最大翻转次数为

$$T_{\max_G} = \sum_{i=1}^{\omega_{\max}} C_{T_{\max}}^i \quad (10)$$

而本文所提规则的最大翻转次数为

$$T_{\max_P} = \sum_{i=1}^{\omega_{\max}} [T_{\max} + i - 1] \quad (11)$$

由式(10)和式(11)可知, 所提规则将最大翻转次数由乘法运算变为加法运算。 ω_{\max} 相同时, 所提翻转规则的最大翻转次数远小于广义 SCLF 算法, 且本文选择 PM 值最小的翻转位作为固定值, 在低阶翻转位可靠的基础上再遍历剩余的翻转可能性, 以降低较少译码性能为代价, 减少了较多的无用翻转, 降低了译码时延。

2.4 基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF- ω 算法

将所提 PME-SCLF 算法、基于 GRU 网络辅助的 SCLF 算法和多比特翻转规则融合后, 得到本文所提基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF 算法(扩展至多比特翻转后为 PME-SCLF- ω 算法, ω 为翻转位), 具体步骤如算法 2 所示, 算法流程如图 7 所示。

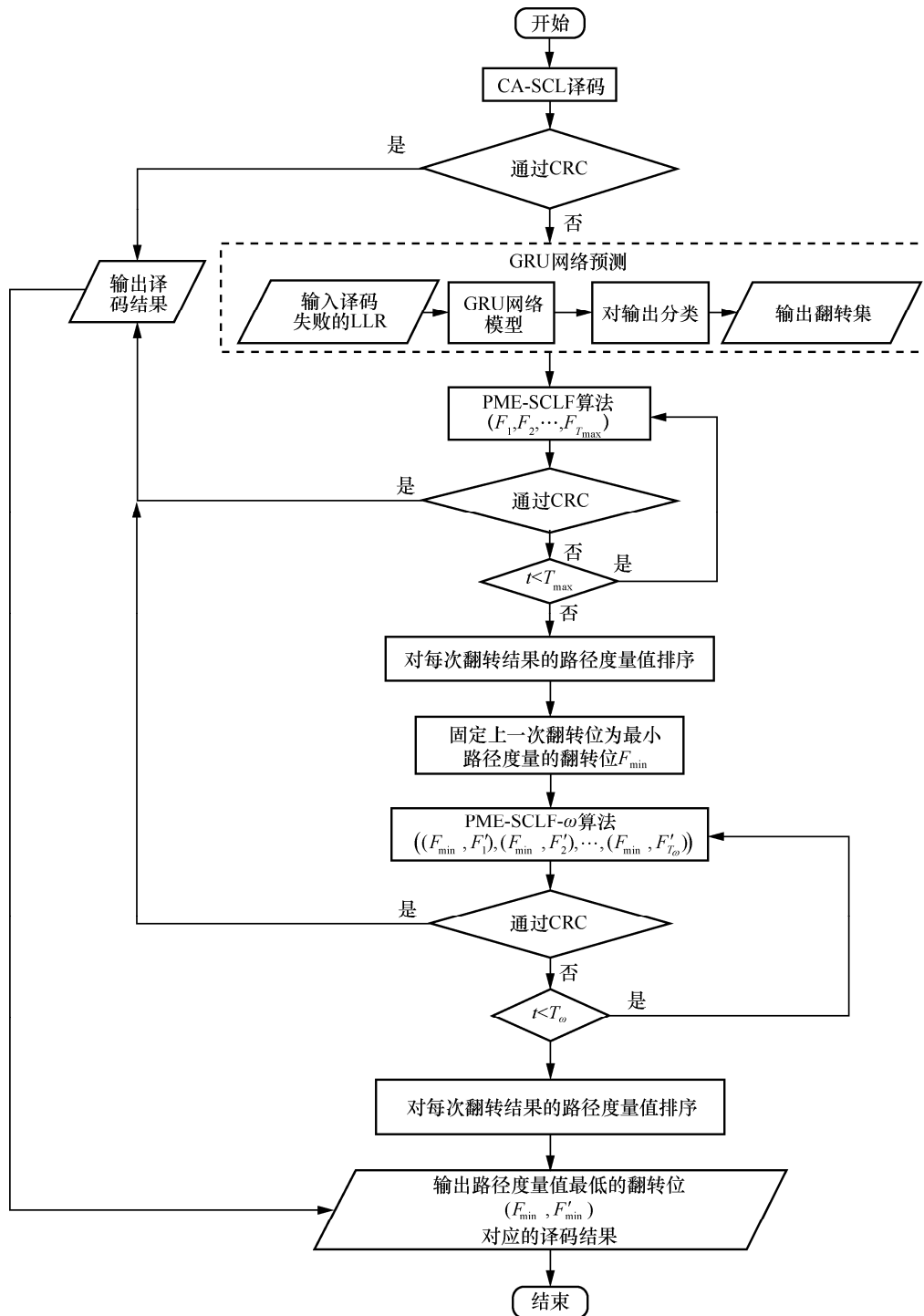


图 7 基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF- ω 算法流程

算法 2 基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF- ω 算法 ($\omega_{\max} = 2$)

输入 接收序列 y_1^N , 最大翻转次数 T_{\max} , 最大翻转比特数 ω_{\max} , CRC 矩阵 H , 训练好的 GRU 网络

输出 译码码字 \hat{u}_1^N

- 1) 初始化翻转次数 t 和翻转比特数 ω
- 2) 将 y_1^N 进行 CA-SCL 译码, 得译码后的码字 \hat{u}_1^N 和其对应的 LLR 序列
- 3) if \hat{u}_1^N 通过 CRC
- 4) 输出码字 \hat{u}_1^N
- 5) else

6) 将译码失败的 LLR 送入训练好的 GRU 网络, 按降序排列每个信息比特是第一个错误比特的概率 $\mathbf{P}=[P_1, P_2, \dots, P_K]$

7) 从 \mathbf{P} 中选取前 T_{\max} 个索引构成翻转集 $\mathbf{F}=[F_1, F_2, \dots, F_{T_{\max}}]$

8) for $t=1:T_{\max}$

9) 选择 F_t 作为翻转位, 将其与 y_1^N 共同输入算法 1 中, 得译码后的码字 \hat{u}_1^N

10) if \hat{u}_1^N 通过 CRC

11) 输出码字 \hat{u}_1^N

12) else

13) if $t < T_{\max}$

14) 计算每次翻转的 PM_t

15) else

16) 将 $PM=[PM_1, \dots, PM_{T_{\max}}]$ 排序, 保留最小 PM 值对应的 F_{\min} 作为固定翻转位, $\omega = \omega + 1$

17) end if

18) end if

19) end for

20) for $\omega = 2 : \omega_{\max}$

21) 将上一轮固定的翻转位从原翻转集中取出, 得 $\mathbf{F}'=[F'_1, F'_2, \dots, F'_{T_{\omega}}]$ 为新翻转集, 其中 $T_{\omega} = T_{\max} - \omega + 1$

22) for $t=1:T_{\omega}$

23) 将 (F_{\min}, F'_t) 作为新的翻转组合与 y_1^N 共同输入 PME-SCLF- ω 算法中, 得到译码后的码字 \hat{u}_1^N

24) if \hat{u}_1^N 通过 CRC

25) 输出码字 \hat{u}_1^N

26) else

27) if $t < T_{\omega}$

28) 记录每次翻转的 PM'_t

29) else

30) 将 $PM'=[PM'_1, \dots, PM'_{T_{\omega}}]$ 排序, 保留最小 PM' 值最对应的翻转组合 (F_{\min}, F'_{\min}) 作为固定翻转位

31) end if

32) end if

33) end for

34) if $\omega = \omega_{\max}$

35) 输出 (F_{\min}, F'_{\min}) 对应译码后的码字 \hat{u}_1^N

36) end if

37) end for

38) end if

3 仿真结果及性能分析

本节将所提算法与其他现有 SCLF 算法进行对比。首先, 将其与现有 SCLF 算法在不同翻转次数下, 识别第一个错误比特的准确率进行比较, 并与 LSTM 网络进行对比。其次, 分别在单比特和多比特翻转下, 将所提算法与现有 SCLF 算法在不同列表数下的误比特率 (BER, bit error rate) 和平均列表数进行比较。具体地, 考虑到在 5G 中仅采用中短码长的极化码。因此, 固定极化码参数为 (256,128)。所有仿真均通过高斯近似的方法编码, 二进制相移键控 (BPSK, binary phase shift keying) 调制和加性白高斯噪声 (AWGN, additive white Gaussian noise) 信道传输。16 位 CRC 生成的多项式为 $g(x) = x^{16} + x^{15} + x^2 + 1$ 。

3.1 翻转集构建精度对比

GRU 网络通过训练 LLR 序列的可靠度和第一个错误比特的 one-hot 编码来预测第一个错误位。GRU 网络训练参数如表 1 所示。

表 1 GRU 网络训练参数

参数名	参数值
训练集的样本数/个	1×10^6
验证集的样本数/个	5×10^4
GRU 网络层数	3
Batch size	1 000
训练次数/次	100
隐藏层的神经元数/个	1 024
Dropout	0.5
优化器	Adam

所提算法的性能高度依赖于 GRU 网络预测的准确率。相同翻转次数下, 识别第一个错误比特的准确率越高, 则能拥有越好的性能和越低的译码时延。因此, 本节首先比较了路径数 $L=4$ 时, 在不同翻转次数下, 所提基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF 算法与广义 SCLF 算法识别第一个错误比特的准确率, 如图 8 所示。

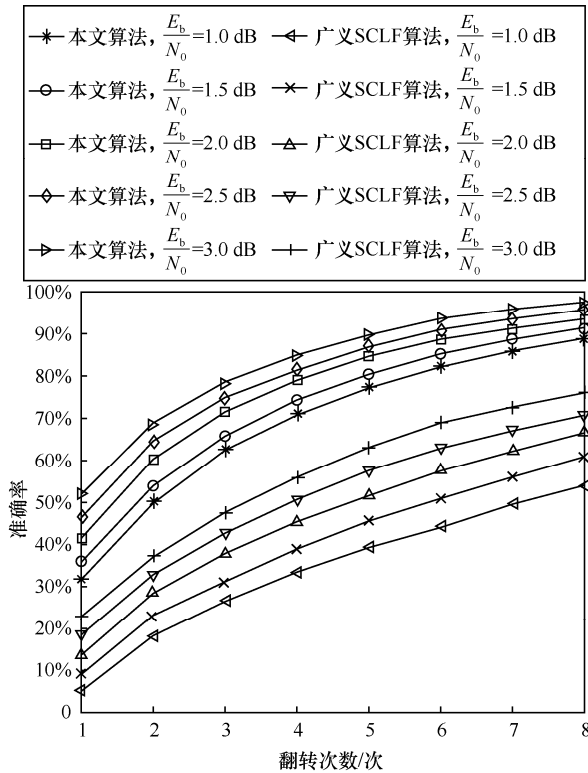


图 8 不同翻转次数下, 不同算法识别第一个错误比特的准确率

由图 8 可知, 随着信噪比的增大, 2 种算法都能获得更高的预测准确率, 但本文所提算法在相同信噪比下, 以显著更高的准确率预测第一个错误比特。这种提升尤其体现在翻转次数为 6 次、信噪比为 1 dB 时, 所提算法相比于广义 SCLF 算法识别第一个错误信息比特准确率提高接近 40%。造成这种突出改进的原因主要有以下两点。第一, 尽管广义 SCLF 算法能根据 PM 值动态调整翻转集中的元素, 但 PM 值是由 LLR 序列确定的, 低信噪比时, LLR 序列会受到噪声的强烈影响。本文通过深度学习的方法训练 LLR 序列预测第一个错误比特, 低信噪比对其训练的影响主要体现在, 发生错误的位置较多导致输出类别较多, 神经网络难以通过特征准确识别错误位, 但这种情况能够随着训练集和训练次数的增加而逐渐改善。因此, 所提算法不会较大地受限于信噪比的影响。第二, GRU 网络能预测前 1bL 的信息比特, 但广义 SCLF 算法在构建翻转集时会将它们排除。低信噪比时, 由图 3 可知, 这些信息比特在整体错误中占有较大比重。不仅如此, 这 2 个原因还能使本文所提算法与广义 SCLF 算法相比, 在相同准确率下, 减少近 4 次翻转。因此, 本文所提算法相较于广义 SCLF 算法, 不仅提高了预测准确度, 还减少了额

外的翻转尝试导致的译码时延。

其次, 由于本文所提算法在最大翻转次数 $T=8$ 时已经具有较为不错的准确率, 若继续增加翻转次数可能会出现饱和现象。为进一步验证猜想, 在不同信噪比下, 将所提算法在 $T=8$ 时与现有 SCLF 算法和所提算法在 $T=16$ 时进行对比, 识别第一个错误比特的准确率如图 9 所示。

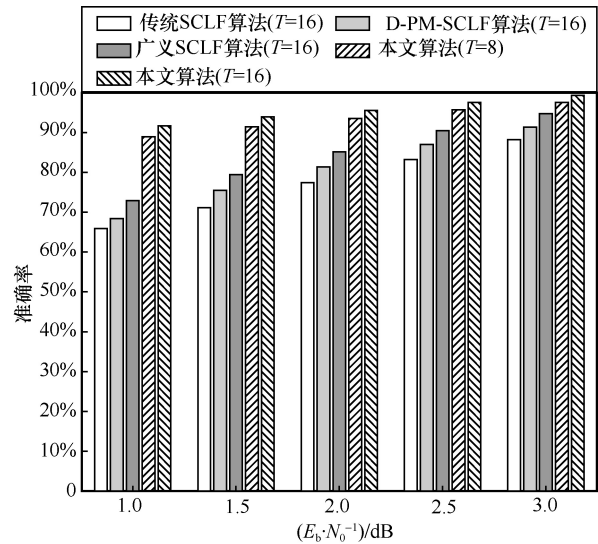


图 9 不同信噪比下, 不同算法识别第一个错误比特的准确率

由图 9 可知, 所提算法在 $T=8$ 时优于其他译码算法在 $T=16$ 时的准确率。在信噪比为 1 dB 时, 与传统 SCLF 算法、D-PM-SCLF 算法和广义 SCLF 算法相比, 识别第一个错误比特的准确率分别提升了大约 24%、21%和 18%, 且翻转次数减少了 8 次。随着信噪比的升高, 这种差距逐渐缩小。因此, 在中低信噪比时, 本文所提算法相比于其他算法提升明显。不仅如此, 当翻转次数继续增加时, 所提算法在 $T=16$ 时相比于在 $T=8$ 时准确率只有 2%左右的提升, 证明了饱和现象的存在。

最后, 本节将所提算法与 LSTM 网络进行对比, 网络参数相同, 识别第一个错误比特的准确率如图 10 所示。

在图 10 中, GRU 网络预测的准确值略高于 LSTM 网络, 在每种信噪比下都只有 1%左右的差距。不仅如此, LSTM 网络还存在总体参数量过大的缺点, 在与表 1 相同的参数下, LSTM 网络的总体参数量为 22.18 MB, GRU 网络只有 16.66 MB。相比于 LSTM 网络, 总体参数量接近 6 MB 的差距。基于性能和复杂度的综合考虑, 本文选择 GRU 网络作为主体网络结构。

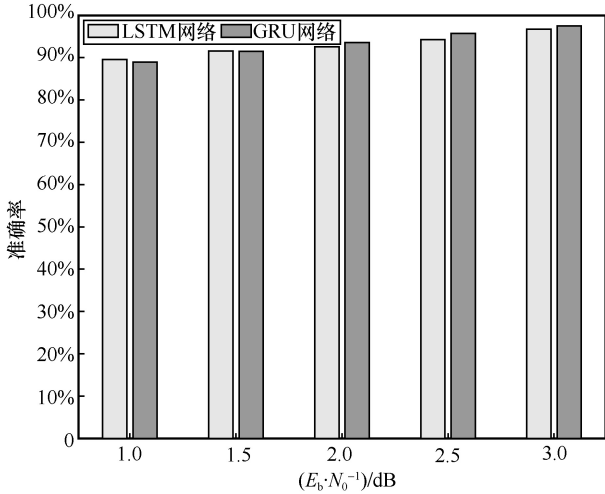


图 10 不同网络识别第一个错误比特的准确率

3.2 单比特翻转下性能和复杂度对比

3.2.1 性能对比及分析

在单比特翻转下，本节将所提基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF 算法与其他翻转算法在路径数 $L=8$ 和 $L=16$ 时进行性能对比，仿真结果如图 11 和图 12 所示。

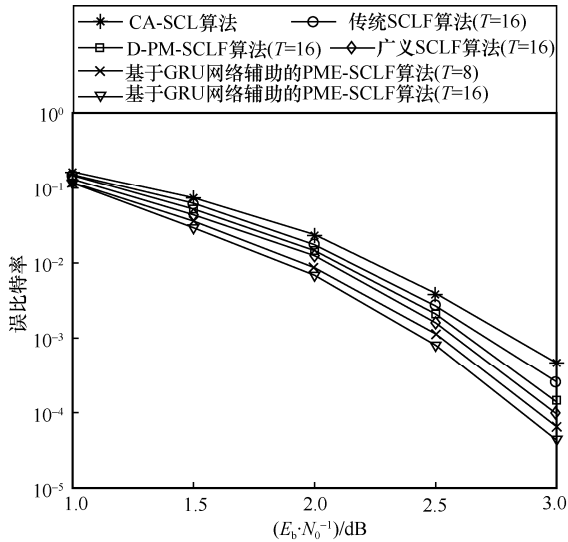


图 11 单比特翻转, $L=8$ 下不同算法性能对比

由图 11 和图 12 可知，本文所提算法在每种路径数下性能都优于其他翻转算法。当 $L=16$ ，误比特率为 10^{-4} 时，所提算法在 $T=16$ 下相比于广义 SCLF 算法、D-PM-SCLF 算法和传统 SCLF 算法分别有大约 0.1 dB、0.2 dB 和 0.3 dB 的提升。此外，由图 9 可知， $T=8$ 时，GRU 网络识别第一个错误比特的准确率较高。本文还比较了所提算法在不同最大翻转次数下的性能，当 $L=8$ ，误比特率为 10^{-3} 时，所提

算法在 $T=8$ 下相比于其他算法在 $T=16$ 下分别有大约 0.05 dB、0.1 dB 和 0.2 dB 的提升，这表明所提算法在较少的翻转次数下，拥有比其他算法更高的性能。将翻转次数从 8 次继续提升至 16 次，误比特率达到 10^{-4} 时，性能只有 0.05 dB 的提升。造成这一现象的主要原因是，随着翻转次数增多，GRU 网络识别第一个错误比特的准确率逐渐趋于饱和。继续提升翻转次数为系统提供的性能增益较小，且译码时延增加。后续扩展至多比特翻转时，可以解决这种饱和现象。

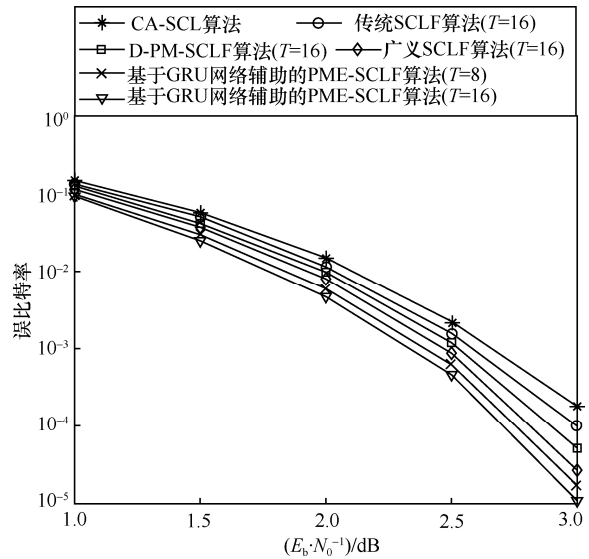


图 12 单比特翻转, $L=16$ 下不同算法性能对比

3.2.2 复杂度对比及分析

设 CA-SCL 算法复杂度定义为 $O(LN \log N)$ ^[25]，则最大翻转次数为 T 的 SCLF 算法最大复杂度定义为 $O((1 + BERT)LN \log N)$ ，可由式(12)证明。

$$C_{SCLF} = \frac{RC + \sum_{i=1}^E T_i C}{R} \leq \frac{RC + ETC}{R} = \left(1 + \frac{E}{R}T\right)C = (1 + BERT)C \quad (12)$$

其中， R 表示传输的总码字数， E 表示 CA-SCL 算法译码得到的错误码字数， T_i 表示第 i 个码字尝试的翻转次数， C 和 BER 分别表示 CA-SCL 算法的复杂度和误比特率。

不同于其他文献中采用平均翻转次数衡量复杂度，本文选用平均列表数更直观地体现算法复杂度。设一次 SCLF 算法路径数为 L ，以 t 次翻转结束，则其所需要的总列表数为 $(t+1)L$ ，因此，进行

n 次译码时, 平均列表数为

$$L_{\text{avg}} = \frac{\sum_{i=1}^n (t_i + 1)L}{n} \quad (13)$$

训练一个预测效果较好的 GRU 网络需要很长时间, 但本文整个训练过程都是离线进行的, 训练过程只会增加线下译码复杂度。因此, 训练过程不会增加在线译码时延。此外, 本文所提算法的预测过程类比于现有算法中误差度量的计算过程, 由式(4)和式(6)可知, 现有算法中含有大量的指数和对数运算, 复杂度较高, 而本文所提算法可以避免这类运算。后续仿真都是对在线译码进行复杂度或译码时延的分析。

单比特翻转下, 将所提算法与其他翻转算法在路径数 $L=8$ 和 $L=16$ 时进行复杂度对比, 仿真结果如图 13 和图 14 所示。

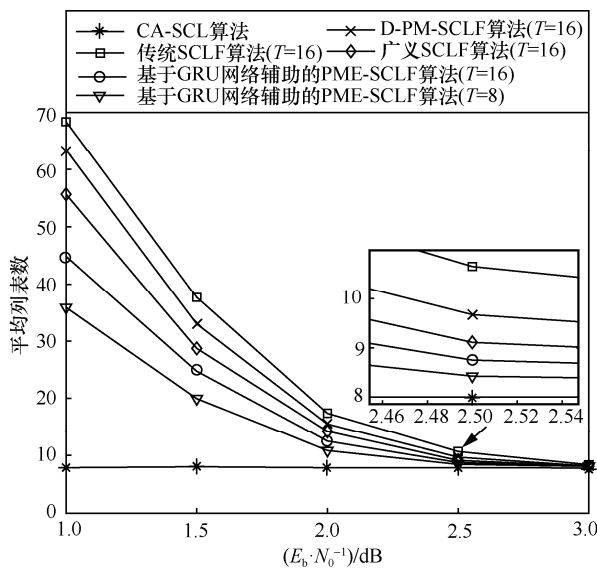


图 13 单比特翻转, $L=8$ 下不同算法复杂度对比

由图 13 和图 14 可知, 相同最大翻转次数下, 所提算法具有最低平均列表数, 且随着 L 的增大, 平均列表数的差距增大。 $L=16$, 信噪比为 1 dB 时, 所提算法相比于广义 SCLF 算法、D-PM-SCLF 算法和传统 SCLF 算法平均列表数分别减少了大约 15、25 和 35。对于所有的 SCLF 算法, 平均列表数都会随着信噪比的增加而快速收敛于路径数, 这是由于随着信噪比的增加, CA-SCL 译码错误概率较低。高信噪比时, 所有的 SCLF 算法平均都只需几次翻转即可成功译码, 但所提算法的复杂度依然低于其他译码算法。考虑到所提算法在 $T=8$ 时的性能已经

高于其他译码算法在 $T=16$ 时的性能, 同时考虑到饱和度对其的影响, 本节还比较了所提算法在 $T=8$ 时的平均列表数。在 $L=16$, 信噪比为 1 dB 时, 与其他 3 种译码算法相比, 所提算法分别减少了大约 35、45、55 的平均列表数; 与所提算法在 $T=16$ 时相比, 所提算法在 $T=8$ 时的复杂度大约有 57.1%~133.3%的提升。因此, 本文所提算法复杂度较低。

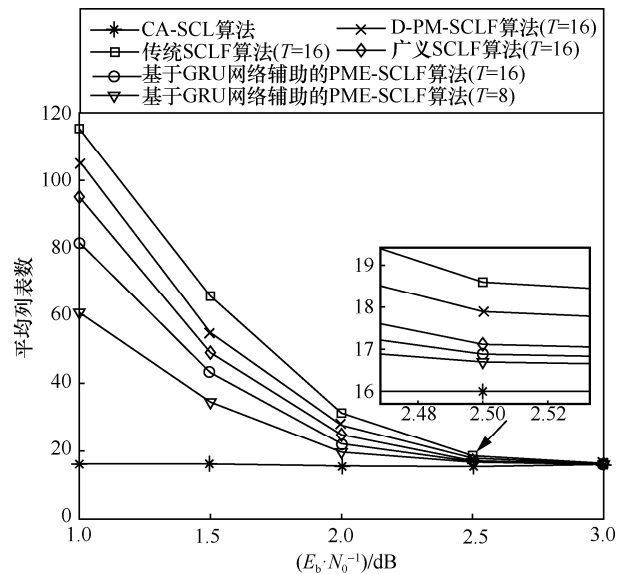


图 14 单比特翻转, $L=16$ 下不同算法复杂度对比

3.3 多比特翻转下性能和复杂度对比

3.3.1 性能对比及分析

若想突破饱和度对译码算法的影响, 则必须将单比特翻转扩展至多比特翻转。广义 SCLF 算法首次将其扩展至多比特翻转。因此, 将所提基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF- ω 算法与其在路径数 $L=8$ 和 $L=16$ 下进行性能对比。当 $\omega > 2$ 时, 由图 1 可知, SCL 译码中出现 3 个及以上信道错误的概率较低。因此, 本节将重点对 $\omega=2$ 时进行仿真分析, 仿真结果如图 15 和图 16 所示。

由图 15 和图 16 可知, 中低信噪比时, 所提算法在 $T_1=16$ 且 $T_2=15$ 时性能优于广义 SCLF 算法, 在 $L=16$ 、误比特率达到 10^{-2} 时, 性能有大约 0.2 dB 的提升。但随着信噪比的增大, 广义 SCLF 算法性能逐渐接近所提算法, 当误比特率达到 10^{-5} 时, 性能优于所提算法大约 0.05 dB。导致这一现象主要的原因主要有三点。第一, 中低信噪比时, 前 $1bL$ 的信息比特发生错误的概率较高, 广义 SCLF 算法在构造翻转集时会将其排除, 导致译码性能较差。第二, 广义 SCLF 算法在遍历所有可能后, 若依然不

能通过 CRC, 则会选择误差度量最高的前两位作为翻转结果, 但却忽略了 PM 值的影响, 当其他翻转组合存在更低的 PM 值时, 译码性能可能会更好。第三, 高信噪比时, 随着前 lbL 的信息比特发生错误概率降低, 广义 SCLF 算法遍历所有翻转可能的翻转规则逐渐展示出其优势。此外, $T_1=8$ 且 $T_2=15$ 时, 所提算法在中低信噪比下已经超过广义 SCLF 算法在 $T_1=16$ 且 $T_2=15$ 时的性能, 这表明本文所提算法扩展至多比特翻转后, 依然具有比现有算法更好的性能和更低的复杂度。

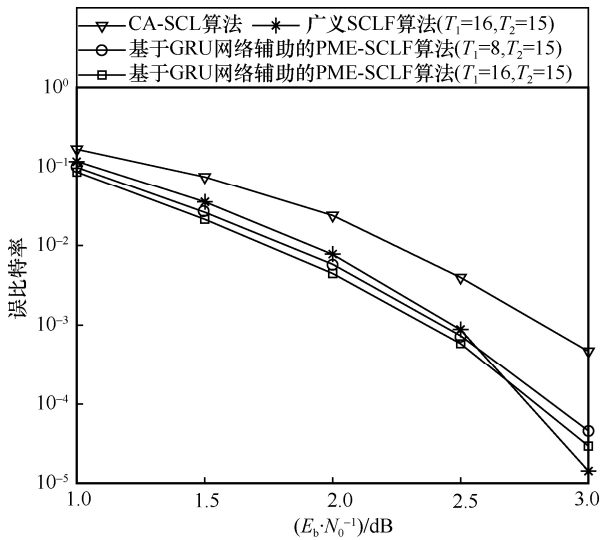


图 15 多比特翻转, $L=8$ 下不同算法性能对比

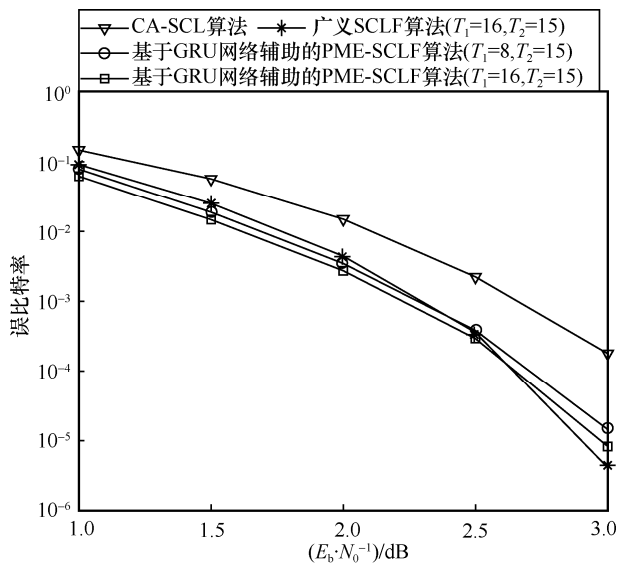


图 16 多比特翻转, $L=16$ 下不同算法性能对比

3.3.2 复杂度对比及分析

为进一步探究本文所提多比特翻转规则的优

越性, $L=8$ 时, 将广义 SCLF 算法和所提算法的复杂度进行对比, 仿真结果如图 17 所示。

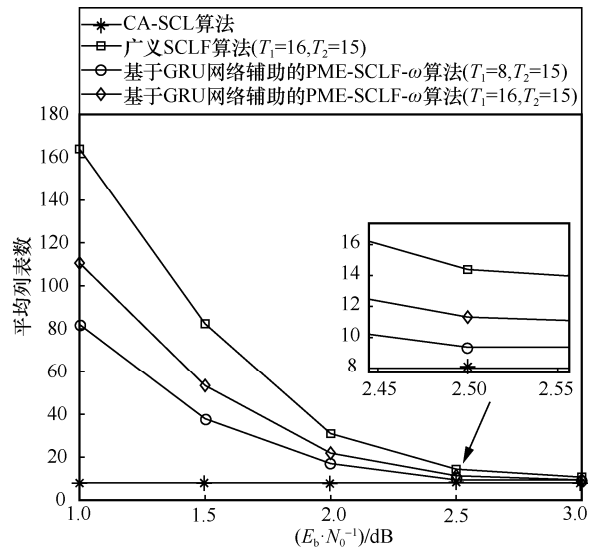


图 17 多比特翻转, $L=8$ 下不同算法复杂度对比

由图 17 可知, 翻转次数相同时, 所提算法的复杂度远低于广义 SCLF 算法。 $L=8$, 信噪比为 1 dB 时, 平均列表数约减少了 50。此外, 在中低信噪比时, 所提算法在 $T_1=8$ 且 $T_2=15$ 时的平均列表数约为广义 SCLF 算法在 $T_1=16$ 且 $T_2=15$ 时的 50%, 且性能高于广义 SCLF 算法。因此, 本文所提算法扩展至多比特翻转后, 依然具有比现有算法更低的复杂度。

4 结束语

针对极化码的现有 SCLF 算法译码性能差、翻转集构造不精确、复杂度过高的问题, 提出了一种基于 GRU 网络辅助的 PME-SCLF 算法。首先, 提出了一种新的翻转策略, 该策略通过重新划分译码状态并结合路径度量交换和反向判决的思想, 使每一个待翻转的信息位都能精确地进行翻转。其次, 提出了一种新的翻转集构建方法, 该方法通过训练 GRU 网络预测第一个错误比特, 使翻转集的构建更精准。最后, 提出了一种新的多比特翻转规则, 通过固定低阶翻转中最低 PM 值对应的翻转位, 将最大翻转次数由乘法运算变为加法运算, 降低译码复杂度。

仿真结果表明, 与现有 SCLF 算法相比, 本文所提算法识别第一个错误比特的准确率较高, 译码性能较好, 在线译码复杂度较低。针对多比特翻转、

高信噪比条件下所提算法性能不如广义 SCLF 算法的问题, 可以考虑将单分类问题扩展至多分类, 利用神经网络同时预测第一、第二和第三个信道错误位, 提高多比特翻转的预测精度, 进而改善多比特翻转的性能。此外, 所提算法也为 5G 中极化码的译码提供了一种新的解决方案。

参考文献:

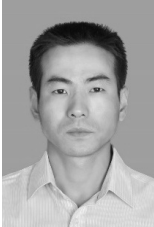
- [1] ARIKAN E. Channel polarization: a method for constructing capacity-achieving codes for symmetric binary-input memoryless channels[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(7): 3051-3073.
- [2] 王焱, 王翔, 杨国东, 等. 基于编码矩阵结构特征的非删余极化码参数盲识别算法[J]. *通信学报*, 2022, 43(2): 22-33.
WANG Y, WANG X, YANG G D, et al. Recognition algorithm of non punctured polarization codes based on structural characteristics of coding matrix[J]. *Journal on Communications*, 2022, 42(2): 22-33.
- [3] TAJIMA S, TAKAHASHI T, IBI S, et al. Iterative decoding based on concatenated belief propagation for CRC-aided polar codes[C]//*Proceedings of Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1411-1415.
- [4] TAL I, VARDY A. List decoding of polar codes[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2015, 61(5): 2213-2226.
- [5] NIU K, CHEN K. CRC-aided decoding of polar codes[J]. *IEEE Communications Letters*, 2012, 16(10): 1668-1671.
- [6] AFISIADIS O, BALATSOUKAS-STIMMING A, BURG A P. A low-complexity improved successive cancellation decoder for polar codes[C]//*Proceedings of 48th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 2116-2120.
- [7] ERCAN F, CONDO C, GROSS W J. Improved bit-flipping algorithm for successive cancellation decoding of polar codes[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(1): 61-72.
- [8] CONDO C, ERCAN F, GROSS W J. Improved successive cancellation flip decoding of polar codes based on error distribution[C]//*Proceedings of 2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 19-24.
- [9] ZHANG Z Y, QIN K J, ZHANG L, et al. Progressive bit-flipping decoding of polar codes over layered critical sets[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [10] CHANDESIRIS L, SAVIN V, DECLERCQ D. Dynamic-SCFlip decoding of polar codes[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(6): 2333-2345.
- [11] ERCAN F, CONDO C, HASHEMI S A, et al. Partitioned successive-cancellation flip decoding of polar codes[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [12] WANG X B, ZHANG H Z, LI R, et al. Learning to flip successive cancellation decoding of polar codes with LSTM networks[C]//*Proceedings of 2019 IEEE 30th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [13] CUI J M, KONG W X, ZHANG X J, et al. DLSTM-based successive cancellation flipping decoder for short polar codes[J]. *Entropy*, 2021, 23(7): 863-881.
- [14] 李硕, 王友国, 柴允, 等. 基于时间卷积网络的极化码译码算法[J]. *计算机技术与发展*, 2022, 32(3): 54-58.
LI S, WANG Y G, CHAI Y, et al. Polar codes decoding algorithm based on temporal convolutional network[J]. *Computer Technology and Development*, 2022, 32(3): 54-58.
- [15] TENG C F, WU A Y A. Convolutional neural network-aided tree-based bit-flipping framework for polar decoder using imitation learning[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 300-313.
- [16] LIU X J, WU S H, WANG Y, et al. Exploiting error-correction-CRC for polar SCL decoding: a deep learning-based approach[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2020, 6(2): 817-828.
- [17] YU Y R, PAN Z W, LIU N, et al. Successive cancellation list bit-flip decoder for polar codes[C]//*Proceedings of 2018 10th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [18] CHENG F Y, LIU A J, ZHANG Y X, et al. Bit-flip algorithm for successive cancellation list decoder of polar codes[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 58346-58352.
- [19] PAN Y H, WANG C H, UENG Y L. Generalized SCL-flip decoding of polar codes[C]//*Proceedings of 2020 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [20] ERCAN F, TONNELIER T, DOAN N, et al. Practical dynamic SC-flip polar decoders: algorithm and implementation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 5441-5456.
- [21] LV Y S, YIN H, YANG Z X, et al. On the performance of generalized SCL- flip decoding for polar codes[C]//*Proceedings of 2nd Asia Symposium on Signal Processing*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 148-152.
- [22] DHOK A, BHOLE S. ATRNN: using Seq2Seq approach for decoding polar codes[C]//*Proceedings of 2020 International Conference on Communication Systems & Networks*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 662-665.
- [23] CHUNG J Y, GULCEHRE C, CHO K H, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 1412.3555*, 2014.
- [24] SHEN Y F, BALATSOUKAS-STIMMING A, YOU X H, et al. Dynamic SCL decoder with path-flipping for 5G polar codes[J]. *IEEE*

Wireless Communications Letters, 2022, 11(2): 391-395.

[25] 袁建国, 张降龙, 张帅康, 等. 一种基于错误集的极化码改进 SCL 译码算法[J]. 半导体光电, 2023, 44(1): 109-114.

YUAN J G, ZHANG X L, ZHANG S K, et al. An improved SCL decoding algorithm of polar codes based on error set[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(1): 109-114.

[作者简介]



李君 (1977-), 男, 江西南昌人, 博士, 无锡学院教授, 南京信息工程大学硕士生导师, 主要研究方向为信道编译码、无线通信、资源分配。



吉茹 (1999-), 女, 江苏泰州人, 南京信息工程大学硕士生, 主要研究方向为深度学习、无线通信。



诸锦涛 (1999-), 男, 江苏无锡人, 南京信息工程大学硕士生, 主要研究方向为异构网络、资源分配、无线通信。



周乐佳 (1999-), 男, 江苏无锡人, 南京信息工程大学硕士生, 主要研究方向为信道编译码、机器学习、无线通信。



刘兴鑫 (1997-), 男, 山东济南人, 南京信息工程大学硕士生, 主要研究方向为无线通信、强化学习。



李正权 (1976-), 男, 湖北恩施人, 博士, 江南大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为信道编译码、无线通信、信号处理。



刘子怡 (1997-), 女, 河北石家庄人, 南京信息工程大学硕士生, 主要研究方向为无线通信、强化学习。