

CCSDS 标准下 LDPC 码的编译码算法研究

李锦明, 王国栋, 刘梦欣, 张志豪, 郑志旺

(中北大学仪器与电子学院, 山西太原 030000)

摘 要: 低密度奇偶校验(Low Density Parity Check, LDPC)码的译码算法在 FPGA 实现时常采用整数量化操作, 产生误差引起译码性能降低. 引入归一化最小和(Normalized Minimum Sum, NMS)译码算法, 在校验点信息数据量化的基础上乘以一个取值区间为(0,1)的改进因子减小误差. 通过研究改进因子的合理取值, 提出了一种随迭代次数取不同改进因子改善量化结果的新量化方法. 研究对象为空间数据咨询委员会(The Consultative Committee for Space Data Systems, CCSDS)标准中近地空间应用的(8176,7154)LDPC 码, 在 MATLAB 上设计编译码算法程序并完成仿真. 仿真结果表明改进量化方法完成译码所需的迭代次数更少, 提高了译码性能. 通过分析不同信噪比下迭代次数的变化, 发现在较高噪声干扰下优势更明显.

关键词: 编译码算法; 低密度奇偶校验码; 量化; MATLAB 仿真

中图分类号: TN911.22 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2020)11-2114-08

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.11.004

Research on Encoding and Decoding Algorithm of LDPC Codes Based CCSDS Standard

LI Jin-ming, WANG Guo-dong, LIU Meng-xin, ZHANG Zhi-hao, ZHENG Zhi-wang

(School of Instruments and Electronics, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030000, China)

Abstract: The decoding algorithm of LDPC codes is often implemented by integer quantization in FPGA, which leads to the degradation of decoding performance. The NMS decoding algorithm is introduced to reduce the error by multiplying an improved factor with a value range of (0,1) on the basis of quantization of check point information data. By studying the reasonable value of the improvement factor, a new quantization method is proposed to improve the quantization results by taking different improvement factors with the iteration times. The research object is the (8176,7154) LDPC code of near earth space application in the CCSDS standard. The encoding and decoding algorithm program is designed and simulated on MATLAB. Simulation results show that the improved quantization method needs less iterations to complete decoding and improves the decoding performance. By analyzing the change of iteration times under different signal-to-noise ratio, the advantage is more obvious under higher noise interference.

Key words: encoding and decoding algorithm; low density parity check (LDPC) code; quantization; MATLAB simulation

1 引言

5G(The Fifth Generation Mobile Communication Network)技术是移动通信领域的一场革命,标志着通信技术进入了一个新时代,是目前地面移动通信网络发展的最高水平^[1].下行速度快,网络容量大,时延低等都是5G技术非常明显的优势,然而信号的覆盖依赖于地面基站的建设,对于偏远山区,荒漠、海洋等特殊区域,部

署基站较为困难.对此,美国太空探索公司提出将5G技术与卫星网络融合起来,利用卫星覆盖范围广的优势与地面网络形成互补,实现全球覆盖^[2,3].卫星通信技术是长距离的信息传输,必须考虑信号在传输过程中面临噪声干扰的问题.采用差错控制编码,大大提高的通信系统的可靠性和稳定性.低密度奇偶校验(LDPC)码自上世纪九十年代重新被发掘以来,由于其具有接近香农极限的优良性能,在空间通信中具有非常大

的应用前景^[4-7]. 2016 年, LDPC 码被确认为 5G 通信的中长码编码方案, 进一步体现了 LDPC 码蕴藏的巨大潜力, 具有重要的研究意义. 目前国际上对 LDPC 码的应用性研究取得一定的突破, 在 CCSDS 标准, 第二代数字卫星广播的标准^[8,9] (DVB-S2), 无线城域网的 IEEE802.16e 标准^[10] 中均使用了 LDPC 码方案. 其中 CCSDS 的蓝皮书推荐了适用于近地和深空应用的 LDPC 码, 采用 7/8 码率 (8176, 7154) LDPC 码作为近地空间通信的编码方案. 然而国内外研究中仍然存在一些不容忽视的问题. 传统对 LDPC 码研究时使用浮点数运算, 因此硬件实现时量化结果是浮点数, 这占用了太多硬件资源. 文献[11]中对比这些量化方式提出基于整数量化运算的最小和译码算法, 即将浮点数放大一定倍数后取整, 然后转化为二进制参与硬件实现. 文献[12]对于整数量化方法做了改进, 引入了 NMS 算法并讨论了不同比特量化下数据误差的大小, 最终结果表明采用 8bit 量化时效果优越. 该文基于 (8176, 7154) LDPC 码, 研究了编码和译码原理, 分析了硬件实现常用的最小和 (Min-Sum, MS) 译码算法. 参考 8bit 量化方式并结合改进 NMS 算法提出了一种新的量化方法, 借助 MATLAB 工具进行仿真验证.

2 LDPC 码编译码理论分析

为了研究 LDPC 码的编码和译码原理以及性能, 设计了系统框图如图 1 所示. 原始信息是 7154 位二进制

$$\begin{bmatrix} A_{1,1} & A_{1,2} & A_{1,3} & A_{1,4} & A_{1,5} & A_{1,6} & A_{1,7} & A_{1,8} & A_{1,9} & A_{1,10} & A_{1,11} & A_{1,12} & A_{1,13} & A_{1,14} & A_{1,15} & A_{1,16} \\ A_{2,1} & A_{2,2} & A_{2,3} & A_{2,4} & A_{2,5} & A_{2,6} & A_{2,7} & A_{2,8} & A_{2,9} & A_{2,10} & A_{2,11} & A_{2,12} & A_{2,13} & A_{2,14} & A_{2,15} & A_{2,16} \end{bmatrix} \quad (1)$$

对于任何一个子矩阵 $A_{i,j}$ ($i = 1, 2; j = 1, 2, 3, \dots, 16$), 将第一行的数据向右循环移位生成其他行得到整个循环子矩阵, 最终构成大小为 1022×8176 校验矩阵 H . 每个循环子矩阵的首行数据均是由二进制“0”, “1”构成, 其中“1”的位置信息如表 1 所示. 循环子矩阵的首行数据中“1”的位置都是两个, 因此行重为 2, 列重为 2. 从而校验矩阵 H 的行重为 32, 列重为 4, 属于不规则 LDPC 码.

由于 LDPC 码属于线性分组码的一种, 所以编码方法就是采用线性分组码的通用编码方法^[13]. 由校验矩阵 H 产生生成矩阵 G , 设输入的信息序列为 u , 则系统码字 C 的生成算法如式 (2) 所示:

$$C = u * G \quad (2)$$

CCSDS 标准提供的编码生成矩阵 G 是具有系统形式, 大小为 7154×8176 的矩阵, 即 7154 行, 8176 列. 具体构成如式 (3) 所示:

$$G = \begin{bmatrix} I & 0 & \cdots & 0 & B_{1,1} & B_{1,2} \\ 0 & I & \cdots & 0 & B_{2,1} & B_{2,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & I & B_{14,1} & B_{14,2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

数据, 完成编码后生成 1022 位检验数据, 共 8176 位数据. 然后进行二进制相移键控 (Binary Phase Shift Keying, BPSK) 调制, 将信息送入加性高斯白噪声 (Additive White Gaussian Noise, AWGN) 信道传输, 加入噪声干扰信号. 接收端完成解调后将信息进行迭代译码, 得到接收信息, 与发送端原始信息进行比较, 从而得知性能优异.

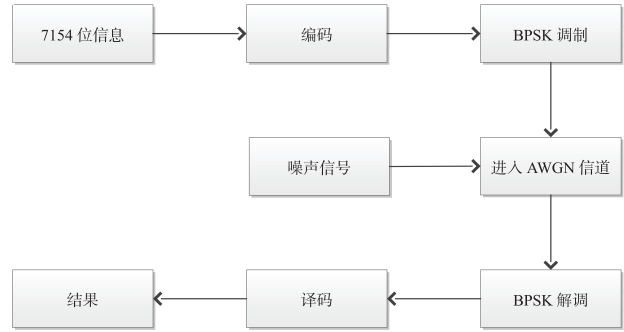


图1 LDPC码编译码系统框图

2.1 LDPC 编码设计

CCSDS 标准推荐近地应用的 7/8 码率基本型 (8176, 7154) LDPC 码是一种准循环结构的系统 LDPC 码. 校验矩阵 H 的构造对 LDPC 码的编码过程和译码过程有决定性的作用. 基本型 (8176, 7154) LDPC 码的校验矩阵 H 是由 32 个子矩阵构成, 每个子矩阵都是一个 511×511 的循环矩阵. 具体构造如式 (1) 所示:

从公式可以看出 G 明显分为两部分, 左边是一个 7154×7154 的单位矩阵, 其中“ I ”是大小为 511×511 的单位子矩阵, “ 0 ”是大小为 511×511 的零矩阵; 右边则由 14×2 个子矩阵构成, 其中每个子矩阵 $B_{i,j}$ ($i = 1, 2, \dots, 14; j = 1, 2$) 都是通过首行数据循环右移生成 511×511 的循环矩阵. 采用生成矩阵编码时, 第一部分生成 7154 位信息码, 第二部分生成 1022 位校验码, 共产生 8176 位系统码, 即:

$$C = (u_1, u_2, u_3, \dots, u_{7154}, c_1, c_2, c_3, \dots, c_{1022}) \quad (4)$$

2.2 AWGN 信道仿真设计

AWGN 是最基本的噪声干扰模型, 这里的信道也包括调制器和解调器. 码字 C 经过 BPSK 调制, 由二进制 0, 1 数字信号变为 +1, -1 信号, 然后加入白噪声干扰信号. 根据给定的比特信噪比, 求得噪声标准差, 用一组元素为零均值, 单位方差的正态分布随机数与其相乘来模拟噪声信号. 解调器本是把 +1, -1 信号还原成 0, 1 信号输出, 但由于加入了噪声, 解调后的信息与码字 C 进行比较, 会出现错误, 将错误码的总位数称为误码位数, 还需要设计译码器处理加噪信号, 其中加噪前后信号部分图像如图 2 所示.

表 1 循环结构规范

循环子矩阵	各子矩阵首行中“1”的位置	首行中“1”在 H 中的实际位置	循环子矩阵	各子矩阵首行中“1”的位置	首行中“1”在 H 中的实际位置
$A_{1,1}$	0,176	0,176	$A_{2,1}$	99,471	99,471
$A_{1,2}$	12,239	523,750	$A_{2,2}$	130,473	641,984
$A_{1,3}$	0,352	1022,1374	$A_{2,3}$	198,435	1220,1457
$A_{1,4}$	24,431	1557,1964	$A_{2,4}$	260,478	1793,2011
$A_{1,5}$	0,392	2044,2436	$A_{2,5}$	215,420	2259,2464
$A_{1,6}$	151,409	2706,2964	$A_{2,6}$	282,481	2837,3036
$A_{1,7}$	0,351	3066,3417	$A_{2,7}$	48,396	3114,3462
$A_{1,8}$	9,359	3586,3936	$A_{2,8}$	193,445	3770,4022
$A_{1,9}$	0,307	4088,4395	$A_{2,9}$	273,430	4361,4518
$A_{1,10}$	202,457	4652,4928	$A_{2,10}$	302,451	4901,5050
$A_{1,11}$	0,247	5110,5317	$A_{2,11}$	96,379	5206,5489
$A_{1,12}$	18,281	5639,5902	$A_{2,12}$	191,386	5812,6007
$A_{1,13}$	0,399	6132,6531	$A_{2,13}$	244,467	6376,6599
$A_{1,14}$	202,457	6845,7100	$A_{2,14}$	364,470	7007,7113
$A_{1,15}$	0,247	7154,7401	$A_{2,15}$	51,382	7205,7536
$A_{1,16}$	36,261	7701,7926	$A_{2,16}$	192,414	7857,8079

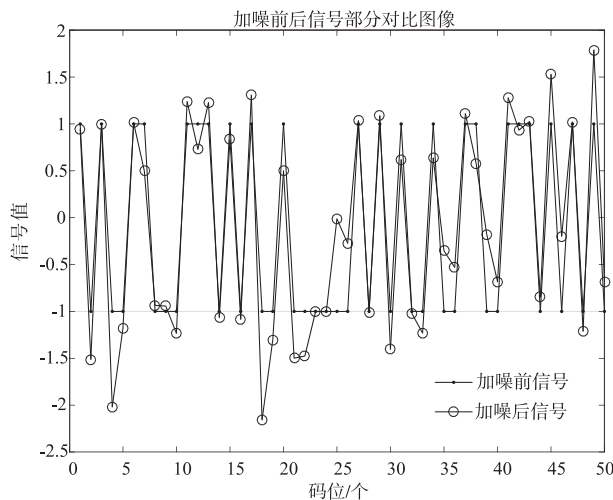


图2 加噪声前后信号图像

2.3 LDPC 码译码设计

LDPC 的译码算法主要有两种,一种是硬判决算法,包括比特翻转 (Bit-Flipping, BF) 译码算法,加权比特翻转 (Weighted Bit-Flipping, WBF) 译码算法等;另一种是软判决算法,包括置信传播 (Belief Propagation, BP) 算法,对数似然比 (Log Likelihood Ratio, LLR) 下 BP 算法即 LLR-BP 和最小和 (MS) 算法等^[14,15]。硬判决译码算法便于硬件实现,复杂度低,但是译码的性能不太理想;而软判决译码算法虽然硬件实现较困难,却可获得接近香农极限的性能,因此,未来软判决译码算法的应用研究前景广阔。

BP 算法就是计算校验结点和变量节点的后验概率信息,然后不断的迭代更新得出译码结果。LLR-BP

算法就是引入对数似然比,把节点乘法操作化为加法操作。虽已经实现了算法简化,但是其中包含双曲正切函数 $\tanh(x)$ 和反双曲正切函数 $\tanh^{-1}(x)$,为了进一步降低算法的复杂度,提出了最小和 (MS) 算法。

设调制后在 AWGN 信道中传输的信号序列为 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_{8176})$, 接收到解调完成进行译码的信号序列为 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_{8176})$, 经过译码恢复出的码字为 $\hat{\mathbf{C}}$ 。译码就是利用构造好的校验矩阵 \mathbf{H} , 求出满足 $\mathbf{H} * \hat{\mathbf{C}}^T = 0$ 的码字 $\hat{\mathbf{C}}$ 的过程。以下是具体步骤:

(1) 初始化

$$L^{(0)}(q_{ij}) = L(P_i) = y \quad (5)$$

(2) 利用变量节点信息更新校验节点 (水平方向)

$$L^{(l)}(r_{ij}) = \prod_{i' \in R(j) \setminus i} \text{sgn}(L^{(l-1)}(q_{i'j})) * \min_{i' \in R(j) \setminus i} (|L^{(l-1)}(q_{i'j})|) \quad (6)$$

(3) 利用校验结点信息更新变量节点 (垂直方向)

$$L^{(l)}(q_{ij}) = L(P_i) + \sum_{j' \in C(i) \setminus j} L^{(l)}(r_{ji'}) \quad (7)$$

(4) 译码判决

$$L^{(l)}(q_i) = \ln \frac{q_i(0)}{q_i(1)} = L(P_i) + \sum_{j \in C(i)} L^{(l)}(r_{ji}) \quad (8)$$

如果 $L^{(l)}(q_i) > 0$, 那么 $\hat{C}_i = 1$, 否则 $\hat{C}_i = 0$ 。

(5) 校验

若译码结构 $\hat{\mathbf{C}}$ 满足 $\mathbf{H} * \hat{\mathbf{C}}^T = 0$, 则译码成功退出迭代, 否则继续进行下一次迭代, 达到预设迭代次数, 则译码失败。

q_{ij} : 变量结点传递给校验结点概率信息;

r_{ij} : 校验结点传递给变量结点概率信息;

$C(i)$:与变量结点 i 相连的校验结点的集合;

$C(i)/j$:除 j 外与变量结点 i 相连的校验结点的集合;

$R(j)$:与校验结点相连的变量结点的集合;

$R(j)/i$:除 i 外与校验结点 j 相连的变量结点的集合.

2.4 改进算法

以(8176,7154)LDPC 码为研究对象,比较 LLR-BP 算法和 MS 算法的译码性能差异,信噪比为 0 ~ 2.5 dB,迭代次数 10 次.绘制图像如图 3 所示.

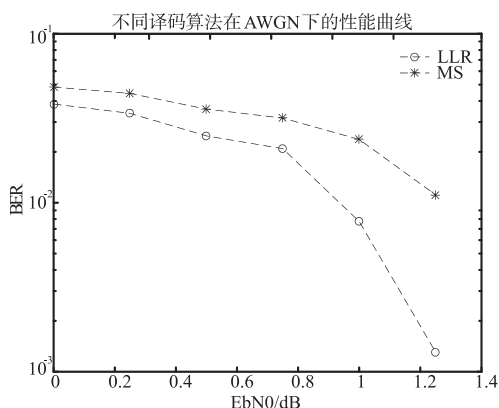


图3 不同译码算法性能对比图

MS 算法在校验结点消息处理时采用了近似计算. LLR-BP 算法对校验点信息处理的如式(9)所示:

$$L^{(l)}(r_{ij}) = 2 \tanh^{-1} \left(\prod_{i' \in R(j) \setminus i} \tanh \left(\frac{1}{2} L^{(l-1)}(q_{i'}) \right) \right) \quad (9)$$

根据 $\tanh(x)$ 函数以及 $\tanh^{-1}(x)$ 函数的性质,对 LLR-BP 算法校验节点的信息处理公式进行替换:

$$\begin{aligned} & \prod_{i' \in R(j) \setminus i} \tanh \left(\frac{1}{2} L^{(l-1)}(q_{i'}) \right) \\ &= \prod_{i' \in R(j) \setminus i} \operatorname{sgn} \left(L^{(l-1)}(q_{i'}) \right) \\ & * \prod_{i' \in R(j) \setminus i} \tanh \left(\left| \frac{1}{2} L^{(l-1)}(q_{i'}) \right| \right) \\ &< \prod_{i' \in R(j) \setminus i} \operatorname{sgn} \left(L^{(l-1)}(q_{i'}) \right) \\ & * \left(\min_{i' \in R(j) \setminus i} \tanh \left(\left| \frac{1}{2} L^{(l-1)}(q_{i'}) \right| \right) \right) \end{aligned} \quad (10)$$

即:

$$\begin{aligned} & L^{(l)}(r_{ij}) \\ &= 2 \tanh^{-1} \left(\prod_{i' \in R(j) \setminus i} \tanh \left(\frac{1}{2} L^{(l-1)}(q_{i'}) \right) \right) \\ &< \prod_{i' \in R(j) \setminus i} \operatorname{sgn} \left(L^{(l-1)}(q_{i'}) \right) \\ & * \min_{i' \in R(j) \setminus i} \left(\left| L^{(l-1)}(q_{i'}) \right| \right) \end{aligned} \quad (11)$$

采用 MS 算法始终比 LLR-BP 算法计算的校验节点

信息数值偏大.为了弥补这个误差,J. Chen 提出一种基于 MS 算法的归一化最小和算法(NMS)^[16,17].该算法实质是用一个尺度因子 α 且 $0 < \alpha < 1$,与 MS 算法中校验节点公式相乘,这样优化了译码性能且没有增加算法的复杂度.改进如式(12)所示:

$$L^{(l)}(r_{ij}) = \prod_{i' \in R(j) \setminus i} \operatorname{sgn} \left(L^{(l-1)}(q_{i'}) \right) * \min_{i' \in R(j) \setminus i} \left(\left| L^{(l-1)}(q_{i'}) \right| \right) * \alpha \quad (12)$$

尺度因子 α 不具有固定值.

3 LDPC 码量化译码算法性能仿真

以上分析忽略了硬件实现的影响因素,单纯的追求更好的算法性能,证明了基于 MS 算法改进的 NMS 算法优势明显.但是硬件实现仍然有不可忽视的问题:(1)FPGA 的存储信息均为二进制形式,用于计算的数据由于量化必然与原数据存在误差;(2)NMS 算法中的尺度因子 α 在理论上存在于区间(0,1)中,并没有具体的值,无法用于硬件实现.为了解决这两个问题,我们提出了结合 NMS 算法的改进整数量化方法,并与 MS 算法译码效果进行对比.

3.1 改进量化方法原理

通过 AWGN 信道完成加噪进入译码器的信号最大绝对值小于 4,将信号整数量化为八位二进制如图 4 所示,放大倍数为 32 倍.根据 NMS 算法理论,迭代过程中校验点数据需要乘以一个尺度因子 α ,由于 FPGA 计算乘法需要占用大量资源,在量化的基础上,采用数据移位代替乘法,然后不同移位结果相加组成新的量化数据.间接得到近似 α 值,达到 NMS 算法实现的效果.为了便于在 MATLAB 上仿真,将整数量化完成的数据再次转化为浮点数参与运算,对译码过程无其他影响.设量化前数据为 y_1 ,量化后二进制数据为 Y ,再次转化为浮点数十进制数据为 y_2 ,具体方法如下:

例如 $y_1 = 1.2692$;放大 32 倍后为 40.6144,整数量化为二进制 $Y = 00101000$;再次转化为浮点数同时缩小 32 倍 $y_2 = 1.25$;理论上 Y 右移 1 位等同于 $y_2/2$; Y 右移 2 位等同于 $y_2/2^2$;.....; Y 右移 6 位等同于 $y_2/2^6$ 用 α 表示处理方式,则处理结果为 $y_2 * \alpha$.



图4 八位二进制量化结构图

3.2 量化数据仿真

采用(8176,7154)LDPC 码,迭代次数设为 30 次,信噪比为 1.5 dB,按照上述提到编译码原理设计程序寻找

最佳量化方法. 将每次迭代完成的译码结果与原始码字信息对比, 两者不同的位数就是误码的数量, 观察误码位数的变化以便分析译码的效果. MS 译码算法整数量化处理后译码结果如图 5 所示, 迭代前误码位数为 149.

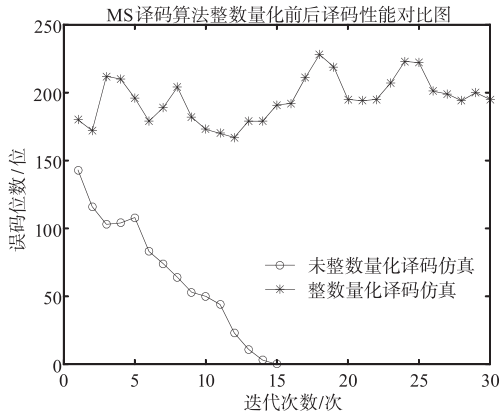


图5 MS算法整数量化前后仿真结果

在当前信噪比条件下, MS 译码算法的整数量化方法无法完成译码. 因此考虑结合 NMS 译码算法的改进整数量化方法, 设计第一组改进方式为:

- (1) : $y_2 * (1/2)$;
- (2) : $y_2 * (1/2 + 1/4)$;
- (3) : $y_2 * (1/2 - 1/4)$;

绘制如图 6 所示性能对比图.

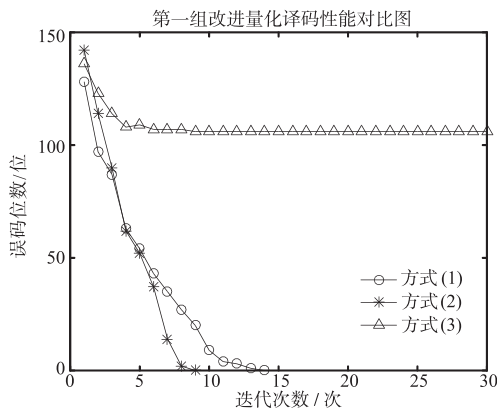


图6 第一组改进量化译码性能对比图

从结果可以看出, 方式(2)的改进使迭代次数减少到9次, 新的量化方法已经体现出优势. 由于八位二进制量化结构中数据位有7位, 有效移位最多可以右移6位, 即缩小1/64. 在方式(2)的基础上, 分别向上和向下做进一步的改进. 第二组改进方式为:

- (4) : $y_2 * (1/2 + 1/4 + 1/64)$;
- (5) : $y_2 * (1/2 + 1/4 + 1/32)$;
- (6) : $y_2 * (1/2 + 1/4 + 1/16)$;
- (7) : $y_2 * (1/2 + 1/4 + 1/8)$;

第三组的改进方式为:

$$(8) : y_2 * (1/2 + 1/4 - 1/64) = y_2 (1/2 + 1/8 + 1/16 + 1/32 + 1/64) ;$$

$$(9) : y_2 * (1/2 + 1/4 - 1/32) = y_2 (1/2 + 1/8 + 1/16 + 1/32) ;$$

$$(10) : y_2 * (1/2 + 1/4 - 1/16) = y_2 (1/2 + 1/8 + 1/16) ;$$

$$(11) : y_2 * (1/2 + 1/4 - 1/8) = y_2 (1/2 + 1/8) ;$$

仿真结果如图 7 所示.

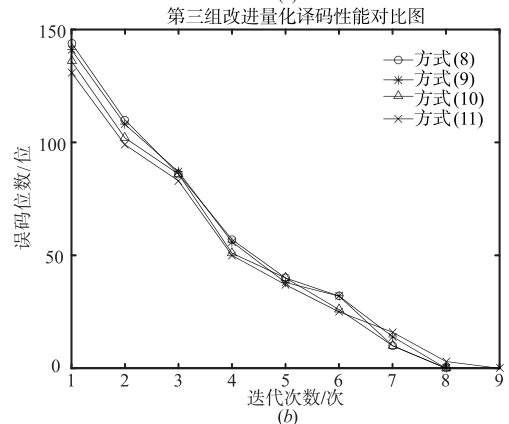
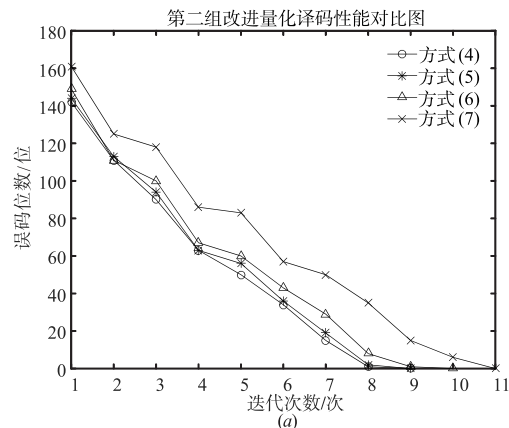


图7 第二组与第三组仿真结果

以上八种改进方式, 方式(8)、方式(9)、方式(10)均迭代了8次, 比方式(2)减少了一次迭代, 其中方式(10)的收敛速度更快. 不同的改进方式收敛的速度不同, 而收敛速度的变化可能引起迭代次数的变化. 因此我们提出了一个想法: 根据迭代次数选择不同的处理方式. 经过多次尝试, 得出改进方式(12):

$$y_2 * \alpha = y_2 * \begin{cases} 1/2, & \text{第1次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/8), & \text{第2次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/16), & \text{第3次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/32), & \text{第4次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/64), & \text{第5次迭代} \\ (1/2 + 1/4), & \text{第n次迭代}(n > 5) \end{cases}$$

采用方式(12)得出的仿真结果与方式(2)、方式(10)对比, 绘制图像如图 8 所示.

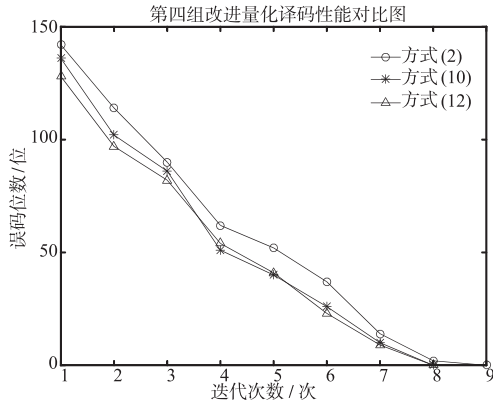


图8 第四组仿真结果

方式(12)明显收敛更快,为了进一步证明方式(12)的优势,在信噪比保持 1.5dB 的情况下,进行多次仿真观察结果.图 9 是第二次仿真到第五次仿真结果.其中第二、三次仿真迭代前误码位数是 127、145,第四、五次仿真迭代前误码位数是 158、152.图 9(a)、图 9(d)仿真结果和第一次仿真一样,方式(12)迭代次数与方式(10)相同,但收敛速度快;图 9(b)、图 9(c)则显示方式(12)又减少了一次迭代次数.

然后研究方式(12)在各种噪声强度下的效果,改变不同的信噪比,分别取 1.1dB,1.3dB,1.7dB,1.9dB,图 10 记录相应仿真结果.

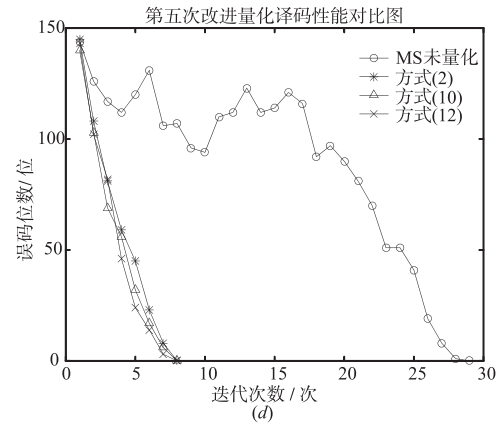
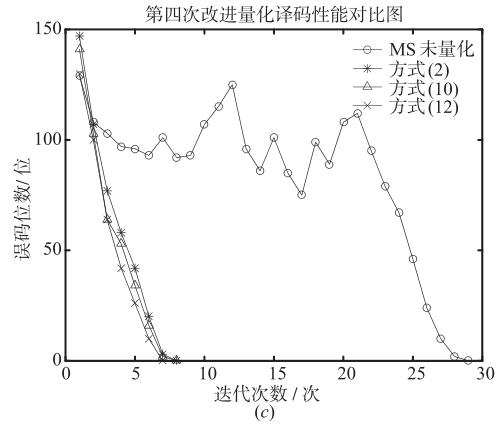
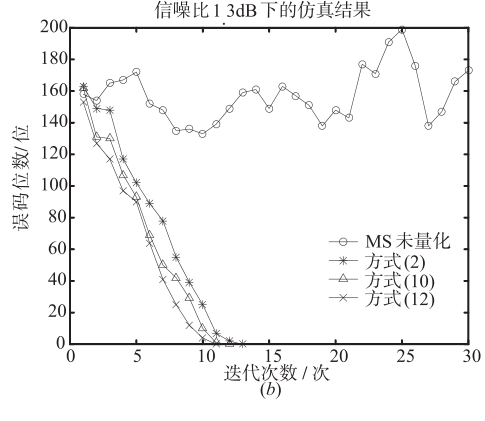
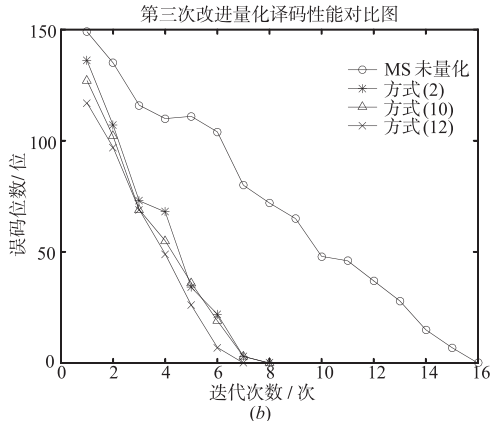
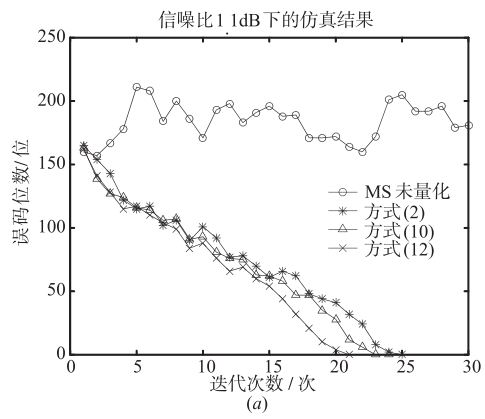
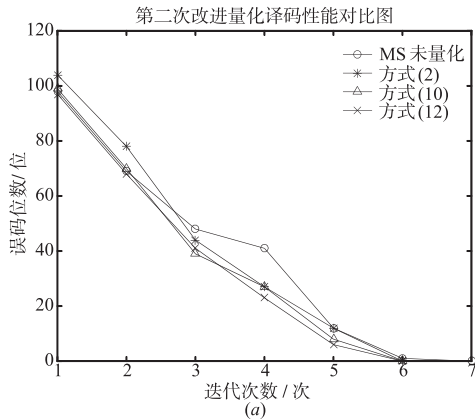


图9 第二至第五次仿真结果



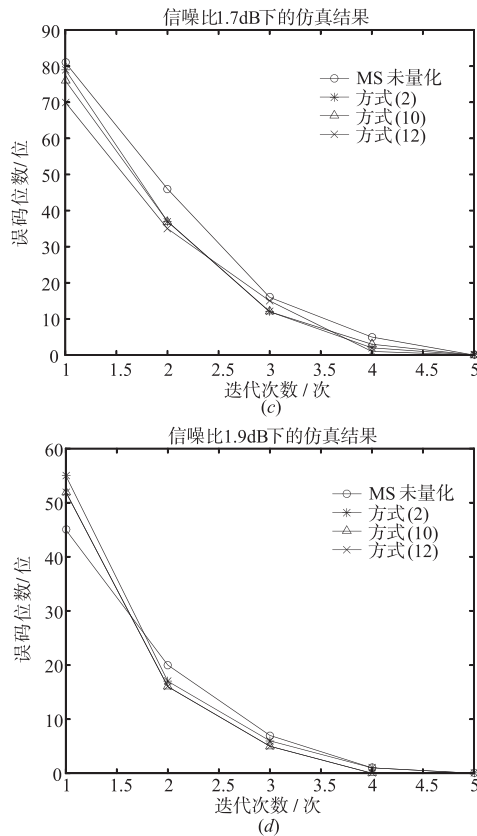


图10 不同信噪比下的仿真结果

对比以上仿真结果图像可知,在信噪比大于 1.5 dB 时,方式(12)的优势体现在更快的收敛速度,当信噪比小于 1.5 dB 时,方式(12)则相比其他改进方式减少 1~2 次迭代次数,尤其在噪声干扰较大条件下,优势更加明显。

4 结论

本文专注于 LDPC 码在 5G 通信应用的广泛前景,采用 CCSDS 标准用于近地空通信的 7/8 码型的(8176, 7154) LDPC 码,对 LDPC 码的编译码算法实现研究,在传统的 MS 译码算法整数量化的基础上,提出了一种基于 NMS 译码算法的量化方法并做了进一步改进。与 MS 算法整数量化的方式相比,改进的量化方法既减小了传统量化方法带来的误差,又解决了拥有理论优势的 NMS 算法硬件实现困难的问题。随迭代次数改变的数据量化处理方式总结如下:

校验点信息处理:

$$\alpha = \begin{cases} 1/2, & \text{第 1 次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/8), & \text{第 2 次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/16), & \text{第 3 次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/32), & \text{第 4 次迭代} \\ (1/2 + 1/4 - 1/64), & \text{第 5 次迭代} \\ (1/2 + 1/4), & \text{第 } n \text{ 次迭代 } (n > 5) \end{cases}$$

MATLAB 的仿真结果表明,新的量化方法进行译码比常用的 MS 译码算法所需的迭代次数更少,尤其以较高噪声干扰条件下更明显,很大程度上提高了译码性能。

参考文献

- [1] Akpakwu G, Silva B, Hancke G P, et al. A survey on 5G networks for the internet of things: Communication technologies and challenges [J]. IEEE Access, 2017, 5 (12): 3619 - 3647.
- [2] 姜玉文, 张更新, 赵来定, 等. 卫星通信与 5G 融合系统发展综述 [A]. 第十五届卫星通信学术年会论文集 [C]. 北京: 中国通信学会, 2019. 56 - 65.
Jiang Yuwen, Zhang Gengxin, Zhao Laiding, et al. Summary of satellite communication and 5G convergence system development [A]. Proceedings of the 15th Annual Meeting of satellite communication [C]. Beijing: China Institute of Communications, 2019. 56 - 65. (in Chinese)
- [3] Giambene G, Kota S, Pillai P. Satellite-5G integration: A network perspective [J]. IEEE Network, 2018, 32 (5): 25 - 31.
- [4] 吴文懿. 低轨卫星通信 LDPC 码编译码算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017. 3 - 4.
Wu Wenyi. Encoding and decoding algorithm of LDPC code in leo satellite communication [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017. 3 - 4. (in Chinese)
- [5] 韩超. 面向 CCSDS 标准的深空通信信道编译码算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013. 1 - 3.
Han Chao. Research on channel codec algorithms in deep space communications for CCSDS [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013. 1 - 3. (in Chinese)
- [6] 刘超波. 深空通信中 LDPC 码构造和译码关键技术研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2012. 3 - 4.
Liu Chaobo. Research on key technologies of construction and decoding for LDPC codes in deep-space communication [D]. Changsha: Hunan University, 2012. 3 - 4. (in Chinese)
- [7] 侯毅, 刘荣科, 彭皓, 赵岭, 熊庆旭. 适用于空间通信的 LDPC 码 GPU 高速译码架构 [J]. 航空学报, 2017, 38 (1): 236 - 245.
Hou Yi, Liu Rongke, Peng Hao, Zhao Ling, Xiong Qingxu. High-throughput GPU-based LDPC decoder architecture for space communication [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38 (1): 236 - 245. (in Chinese)
- [8] 刘盟, 李家强, 李杰, 赤诚, 肖立伊. 基于 DVB-S2 协议的 LDPC 码译码算法研究 [J]. 微电子学与计算机, 2019, 36 (03): 71 - 76.
Liu Meng, Li Jiaqiang, Li Jie, Chi Cheng, Xiao Liyi. Research on LDPC decoding algorithm based on DVB-S2 protocol [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36 (03): 71 - 76. (in Chinese)

- [9] Cédric Marchand, Boutillon E. LDPC decoder architecture for DVB-S2 and DVB-S2X standards [A]. 2015 IEEE International Workshop on Signal Processing Systems [C]. Piscataway, NJ; IEEE, 2015. 1 – 5.
- [10] Lu Q, Sham C W, Lau F C M. Rapid prototyping of multi-mode QC-LDPC decoder for 802.11n/ac standard [A]. 2016 21st Asia and South Pacific Design Automation Conference [C]. Piscataway, NJ; IEEE, 2016. 19 – 20.
- [11] 陈正康, 张会生, 李立欣, 朱梦. LDPC 码最小和译码算法的整数量化 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(10): 2371 – 2375.
Chen Zhengkang, Zhang Huisheng, Li Lixin, Zhu Meng. Min-sum decoding algorithm of LDPC codes based on integer quantization [J]. System engineering and electronic technology, 2015, 37(10): 2371 – 2375. (in Chinese)
- [12] 劳玲玲, 李立欣, 朱梦, 张会生. 基于改进的整数量化 LDPC 码分层译码算法 [J]. 西北工业大学学报, 2014, 32(6): 974 – 980.
Lao Lingling, Li Lixin, Zhu Meng, Zhang Huisheng. Improved layered decoding algorithms based on integer quantization for LDPC codes [J]. Journal of Northwest Polytechnic University, 2014, 32(6): 974 – 980. (in Chinese)
- [13] 魏瑶. 准循环 LDPC 码的编译码技术与 MATLAB 仿真 [D]. 保定: 河北大学, 2014. 16 – 20.
Wei Yao. Research and implementation of encoding and decoding technology of QC-LDPC codes on MATLAB [D]. Baoding: Hebei University, 2014. 16 – 20. (in Chinese)
- [14] 杨超. LDPC 码的编译码技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014. 25 – 39.
Yang Chao. Study on encoding and decoding of LDPC codes [D]. Xi'an: Xi'an University, 2014. 25 – 39. (in Chinese)
- [15] 吴文波. LDPC 码译码算法的研究及改进 [D]. 南昌: 南昌航空大学, 2018. 22 – 26.
Wu Wenbo. Research and improvement of low density check parity code decoding algorithm [D]. Nanchang: Nanchang HangKong University, 2018. 22 – 26. (in Chinese)
- [16] Wang X, Cao W, Li J, et al. Improved min-sum algorithm based on density evolution for low-density parity check codes [J]. Iet Communications, 2017, 11(10): 1582 – 1586.
- [17] 肖婧婷. 低复杂度 LDPC 码编译码算法研究与实现 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017. 19 – 20.
Xiao Jingting. Research and implementation of encoding and decoding algorithm for low complexity LDPC codes [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017. 19 – 20. (in Chinese)

作者简介



李锦明 (通信作者) 男, 1971 年出生, 重庆人. 现为中北大学副教授, 硕士生导师. 主要研究方向是动态测试, 智能仪器技术.
E-mail: lijnming@nuc.edu.cn



王国栋 男, 1995 年出生, 山西临汾人. 现为中北大学研究生, 主要研究方向为通信信号处理.
E-mail: wangguodongv587@163.com