

文章编号: 1000-5471(2013)10-0001-08

多元域 LDPC 码简化译码算法研究^①

李赛斯¹, 文磊^{2,3}, 张誉²

1. 湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105; 2. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 长沙 410073;
3. 萨里大学 通信系统研究中心 吉尔福德 英国 GU2 9PL

摘要: 多元域 LDPC 码具有优良的纠错性能, 但译码的高复杂度成为制约其应用的关键因素. 基于图模型理论, 分析多元域 Tanner 图结构, 对比多元域与二元域的区别, 分析了导致性能差异的原因. 推导了基于对数似然比测度的合积译码算法和 EMS 简化译码算法, 分析了 EMS 算法中似然比消息的震荡特性, 提出相应的抑制震荡的方法. 计算机仿真表明, 修正型 EMS 算法能够提高消息收敛特性和纠错性能并降低译码迭代次数.

关键词: 多元域 LDPC 码; Tanner 图; 合积译码; 扩展最小和; 震荡

中图分类号: TN911.22

文献标志码: A

LDPC 码由于其接近信道容量的纠错性能而受到人们的极大关注^[1]. Davey 和 Mackay 将二元域 LDPC 码扩展到多元域域上, 发现多元域 LDPC 码在低码率情况下比二元域的纠错性能更为优越^[2]. 多元域 LDPC 码的出现为 LDPC 码的研究开拓了一个全新的领域, 同时也为现代通信系统设计提供了一个新的平台^[3]. 现代通信系统发展的一个趋势是传输速率越来越高, 为提高传输数据量往往采用高维调制技术, 使用多元域纠错码与之结合可以在提高数据传输速率的同时, 有效增强系统在衰落信道中的抗突发错误能力, 减少比特概率与符号概率间相互转换导致的信息损失, 获得较低的误码平层^[4]. 目前, 多元域 LDPC 码的构造与编码已经不再是其实用化的难点, 但是多元域 LDPC 码译码的高复杂度问题一直没有得到很好的解决. 与二进制相比, 多进制 LDPC 码译码的最大区别就在于其 Tanner 图中每两个节点之间传递的消息是多维矢量, 因此消息传递算法中每个校验节点的更新复杂度都与多元域的域值成指数关系, 计算量非常大. 传统译码算法当进制数增大时, 复杂度会呈指数级上升, 几乎无法硬件实现^[5]. 现行的多进制 LDPC 码译码算法, 通常是基于时域考虑的, 这些算法本质上都是基于 Tanner 图的消息传递迭代算法. 其中概率测度和积译码算法是多进制 LDPC 码最基本的译码算法, 为了简化译码复杂度, 出现了频率域傅里叶变换译码算法^[6]以及对数似然比测度和积译码算法. 基于快速傅里叶变换(FFT)的频域译码算法复杂度有所减小, 但算法中乘法次数仍然很多, 不利于硬件实现. 对数似然比测度的和积译码算法中乘法完全被加法取代, 复杂度得到较大程度降低. 总的来说, 需要采用一定的优化算法在保证译码性能的前提下降低复杂度, 保证其可实现性. 通常地, 译码性能和复杂度是一对矛盾, 如何在译码性能和复杂度二者之间取得较好的折衷, 是一个非常有益的课题.

本文基于传统的多元域 LDPC 码译码算法, 研究了扩展最小和译码算法在性能方面的优势, 同时针对迭代译码过程中的消息震荡现象进行了分析, 引入减小震荡的改进措施加以修正, 结合计算机仿真给出结论.

① 收稿日期: 2012-10-14

基金项目: 湖南省科技厅基金资助项目(2011GK3063); 湖南省教育厅基金资助项目(11C1224); 湖南省自然科学基金资助项目(S2012J5042).

作者简介: 李赛斯(1980-), 女, 湖南湘潭人, 硕士, 讲师, 主要从事通信信号处理方面的研究.

1 多元域 LDPC 码的图形表示

多元域 LDPC 码可以利用低密度奇偶校验矩阵或者相应的 Tanner 图来表示. 主要不同点在于校验矩阵中的元素从扩展域 $GF(q)$ 中取值. 因此, 在多元域码中, 一个码元并不代表一个比特信息, 而是 p 个比特 ($q=2^p$). 例如, $GF(4)$ 域上的校验矩阵 \mathbf{H} 如下所示.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}$$

矩阵中每个码元由 2 个比特组成, 当译码器纠正一个码元时, 不管错误出现在其中的一个比特或者是多个比特, 译码器都将错误的码元替换为正确的码元. 所以, 一个码元发生错误时, 其中的任何一个比特都有可能发生错误, 这就赋予了多元域 LDPC 码更好的抗突发噪声的性能. 另外, 多个比特组成一个码元, 都很大程度地提高了编译码的效率, 因为无论是在编码环节还是译码环节, 码字生成和译码校验中所运用的矩阵运算都是多元域域中的运算, 矩阵中每个元素也都代表多个比特, 所以效率相比二元域 LDPC 码会有很大程度的提高, 而效率的提高程度是由码元中的比特数 m 决定的.

多元域 LDPC 码也可用 Tanner 图表示, 为了便于描述, 在 Tanner 图中每条边上标明对应元素值, 这样 Tanner 图才可以包含校验矩阵 \mathbf{H} 的所有有效信息, 同时也说明了校验矩阵与 Tanner 图的对应关系. 图 1 所示为上面的校验矩阵 \mathbf{H} 对应的 Tanner 图.

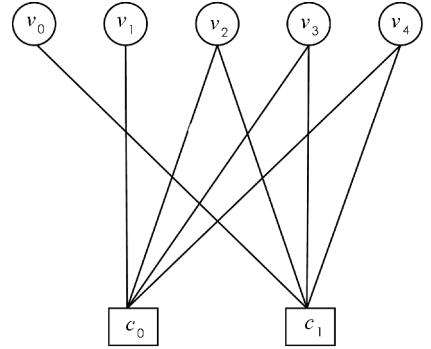


图 1 \mathbf{H} 矩阵的 Tanner 图

多元域 LDPC 码将多个比特合并为一个多元域符号, 其 Tanner 图能够更好的消除短环. 下面用 Tanner 图理论来分析对比多元域与二元域差别. 图 2、图 3 分别是 $GF(4)$ 与 $GF(2)$ 的等效校验矩阵和对应的 Tanner 图.

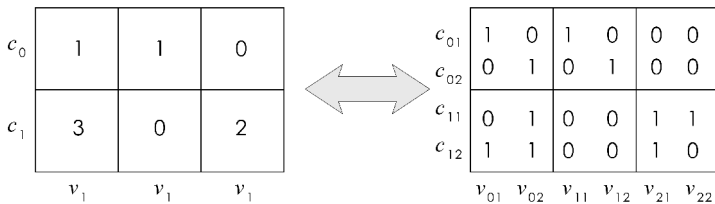


图 2 $GF(4)$ 和 $GF(2)$ 的等效校验矩阵

比较图 3 中两个矩阵对应的 Tanner 图, 可以看到四进制码字没有环, 而二元域码字则有一个长度为 4 的环. 因此, 尽管发送的二元域有效信息是相同的, 但译码性能仍依赖于有限域 $GF(q)$ 的选择, 而且在很多情况下, 多元域 LDPC 码可以有效避免短环的出现.

2 多元域 LDPC 码对数似然比测度合积译码算法及 EMS 译码算法

2.1 对数似然比测度合积译码算法

定义对数似然比 $L(v) = \ln \frac{Pr(v=\sigma_i)}{Pr(v=0)}$. 其中 $Pr(v=\sigma_i)$ 表示变量 v 等于 σ_i 的概率, σ_i 为 $GF(q)$ 中的任意元素, $Pr(v=0)$ 表示变量 v 等于 0 的概率, $L(v)$ 表示对数似然比变换^[7]. 对数似然比测度合积译码算法如下:

1) 初始化

$$L(q'_{mn}) = L(P'_n) = \ln \frac{Pr(x_n = t)}{Pr(x_n = 0)} = \ln \frac{P'_n}{P^0_n}$$

2) 转置

对变量消息进行转置: $L(q_{mn}^t) = L(q_{mn}^{t \times h_{mn}})$.

3) 校验消息更新

定义两个部分和:

$$\alpha_{mk} = \sum_{i: i \leq k} h_{mi} x_i \quad \beta_{mk} = \sum_{j: j \geq k} h_{mj} x_j$$

则有:

$$\begin{aligned} L(r_{mn}^t) &= \ln \frac{r_{mn}^t}{r_{mn}^0} = \\ &= \ln \frac{\Pr(h_{mn}^{-1} \alpha_{m(n-1)} + h_{mn}^{-1} \beta_{m(n+1)} = t)}{\Pr(h_{mn}^{-1} \alpha_{m(n-1)} + h_{mn}^{-1} \beta_{m(n+1)} = 0)} = \\ &= L(h_{mn}^{-1} \alpha_{m(n-1)} + h_{mn}^{-1} \beta_{m(n+1)}) \end{aligned}$$

4) 反转置

对校验消息进行反置换: $L(r_{mn}^t) = L(r_{mn}^{t \times h_{mn}'})$

5) 变量消息更新

$$L(q_{mn}^t) = \sum_{i \in M(n) \setminus m} L(q_{in}^t) + L(P_n^t)$$

VI 判决消息更新

$$L(q_n^t) = \sum_{i \in M(n)} L(q_{in}^t) + L(P_n^t)$$

根据结果计算伴随式, 若为 0 则译码成功, 否则回到 II 继续进行迭代, 直到伴随式等于 0 或者达到所规定的最大迭代次数为止.

2.2 EMS 译码算法

EMS(Extended Min-Sum) 算法的基本思想是通过适当减少行更新时所需处理的变量节点信息, 从而达到简化算法复杂度的目的, 即在 Tanner 图中, 只考虑 n_m 个进入校验节点的最大信息值, 但从校验节点输出的校验信息仍然包含 q 个数值, 这样处理的结果是一个校验节点的运算复杂度降低为 $O(n_m q)$.

在对数似然比测度合积译码算法中, 输入到校验节点的对数似然比向量信息 $L'(m \leftarrow n)$ 有 q 个分量, 这里选取其中 n_m 最大的分量值并按照从大到小排列构成向量 $C^{k_d}(m \leftarrow n)$, 其中 $k_d \in [1, n_m]$. 利用最大值分量定义一个向量集 $Conf(n_m)$:

$$Conf(n_m) = \{a_k = [a_1^{k_1}, a_2^{k_2}, \dots, a_{d_c-1}^{k_{d_c-1}}]^T : k = [k_1, k_2, \dots, k_{d_c-1}]^T \in \{1, \dots, n_m\}^{d_c-1}\} \quad (1)$$

其中, d_c 是校验矩阵的行度. 为了简化算法复杂度, 用下面的子集取代(1)式的向量集:

$$Conf(n_m, n_c) = Conf(n_m)^0 \cup Conf(n_m)^1 \cup \dots \cup Conf(n_m)^{n_c} \quad (2)$$

其中, $n_c \leq d_c - 1$, $Conf(n_m)^0$ 代表向量 $C^{k_d}(m \leftarrow n)$ 的第一个分量元素(即最大分量值)与校验矩阵相应元素的乘积. $Conf(n_m)^i (i \in (0, n_c))$ 则表示与 0 阶集合有 i 个分量元素不同的集合. 这样得到的子集 $Conf(n_m, n_c)$ 的种类为:

$$\sum_{i=0}^{n_c} \binom{d_c-1}{i} (n_m-1)^i \approx \binom{d_c-1}{n_c} n_m^{n_c}$$

选取如下方程式作为 a_k 可靠性度量:

$$L(a_k) = \sum_{n' \in N(m) \setminus n} C^{k_d}(m \leftarrow n') \quad (3)$$

将 a_k 的 $d_c - 1$ 个分量对应的似然信息相加, 就可得到这个元素的可靠性, 即在校验方程中出现的概率, 似然信息越大则出现概率越大, 反之则越小. 可以看出, 当 $n_m = q$, $n_c = d_c - 1$ 时, EMS 算法与之前介绍的对数似然比测度合积译码算法相一致^[8].

基于上述定义, 多元域 LDPC 码译码的 EMS 算法同样只是在对数似然比测度合积译码算法的基础上对行更新过程进行了优化, 其它步骤没有改变. 在行更新过程中, 首先对变量节点信息 $L(m \leftarrow n)$ 中的 q 个分量进行转置, 得到新的变量节点信息 $L'(m \leftarrow n)$, 假设第 i 个变量节点为 t , 根据 $d_c - 1$ 个输入到校验节

点的变量节点信息建立集合 S' ,

$$S'_i = \text{Conf}'_i(n_m, n_c) \cup \text{Conf}'_i(q, 1)$$

然后根据(3)式规定的可靠性度量,可以得到:

$$L'(m \rightarrow n) = \text{Max}_{a_k \in S'_i} \{L(a_k)\}$$

为了防止多次迭代后校验节点信息变得很大,需要在第 i 个变量节点取 0 到 $q-1$ 时对应的分量值之后分别减去为 0 的分量值,即:

$$L'(m \rightarrow n) = \text{Max}_{a_k \in S'_i} \{L(a_k)\} - \text{Max}_{a_k \in S^0_i} \{L(a_k)\}$$

这样不仅可以防止校验节点信息值汇聚到迭代可实现的最大值,而且还可以保证变量节点为 0 时,校验节点信息也为 0,同时也使得校验节点信息的更新值得到与初始化相同的对数似然比形式。

3 EMS 算法的震荡性能分析及改进

震荡是部分对数域算法特有的性质. ex-LLR(Extrinsic Log-likelihood ratio)值震荡是指在相邻两次迭代中,如果变量节点信息 $L(m \leftarrow n)$ 的符号发生变化,就称该过程的 ex-LLR 值发生了一次震荡^[9]. EMS 算法是对对数似然比测度合积译码算法的改进,变量节点更新过程不变,因此同样可能存在震荡现象,如图 3(a)、(b)所示,分别是每次迭代中变量节点信息值和判决信息值的变化。

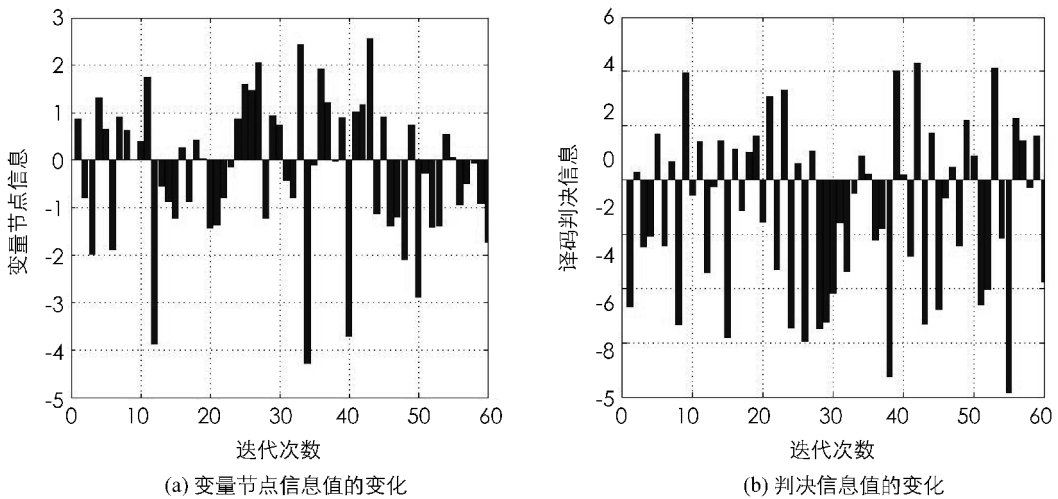


图 3 EMS 算法中信息值的变化

图中对基于 PEG 算法构造的不规则八进制 LDPC 码(336, 168)进行 EMS(7, 2)算法的震荡测试,校验矩阵无围长为 4 的环,最大迭代次数设为 60,采用 BPSK 调制方式,信噪比设为 1. 可以看出,变量节点信息值和判决信息值的数值符号均发生了多次改变,这说明 ex-LLR 值震荡较为严重. 在这种震荡较为严重的情况下,迭代多次后的译码结果甚至比迭代一次或几次的结果包含的错误数多,如图 4 所示。

图 4 中显示了 EMS 算法中不同次迭代后误比特率的变化,可以看出,当信道条件较差、震荡严重时,迭代多次后的译码结果甚至比迭代一次或几次的结果包含的错误数多,迭代甚至可能最终无法达到收敛,因此,必须采取有效的措施来减少震荡. 在 EMS 算法的变量节点更新过程中有如下表达式:

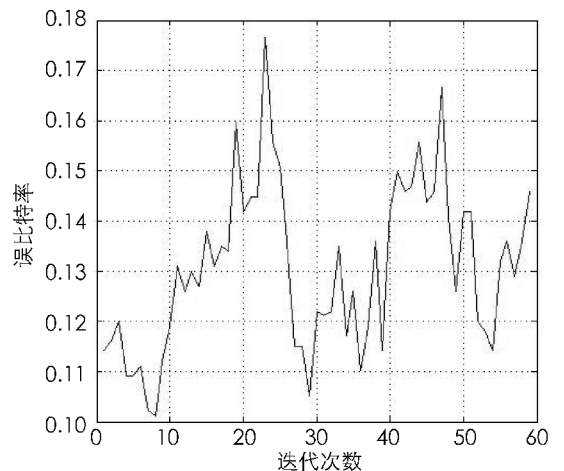


图 4 EMS 算法中震荡引起的性能波动

$$L(m \leftarrow n) = \sum_{i \in M(n)/m} L(i \rightarrow n) + F_n^i$$

假设相邻两次迭代为第 s 次迭代和第 $s-1$ 次迭代, 两次迭代的变量节点信息分别为 $L^s(m \leftarrow n)$ 、 $L^{s-1}(m \leftarrow n)$, 当 $\text{sign}(L^s(m \leftarrow n)) \neq \text{sign}(L^{s-1}(m \leftarrow n))$ 时, 发生震荡, 这里定义第 s 次迭代的变量信息更新值为:

$$L^s(m \leftarrow n) = L^s(m \leftarrow n) + L^{s-1}(m \leftarrow n)$$

当 $\text{sign}(L^s(m \leftarrow n)) = \text{sign}(L^{s-1}(m \leftarrow n))$ 时, 保持原有变量信息, 即 $L^s(m \leftarrow n)$. 此修正过程可以表述如下:

$$L^s(m \leftarrow n) = \sum_{i \in M(n)/m} L(i \rightarrow n) + F_n^i$$

$$L^s(m \leftarrow n) = \begin{cases} L^s(m \leftarrow n) + L^{s-1}(m \leftarrow n), & \text{sign}(L^s(m \leftarrow n)) \neq \text{sign}(L^{s-1}(m \leftarrow n)) \\ L^s(m \leftarrow n), & \text{otherwise} \end{cases}$$

由上式可以看出, 当相邻两次迭代的 ex-LLR 值发生翻转时, 由于此时并不知道两次迭代的更新值中哪个是正确的, 但可以肯定的是其中一个信息值必然是错误的, 因此, 通过将前后两次迭代的更新值相加作为本次迭代的更新数值, 可以很好地减小错误幅度, 减少迭代次数, 从而降低了震荡对整个译码过程的影响程度, 文中将引入这种修正的 EMS 算法称为 EMS-I 算法.

下面对修正后的算法做震荡仿真测试, 同样的条件, 依然对前面生成的不规则八进制 LDPC 码 (336, 168) 进行震荡测试, 最大迭代次数设为 60, 信噪比设为 1, 对 EMS-I 算法进行测试, 变量节点信息值和判决信息值随迭代次数的变化分别如图 5(a)、(b) 所示.

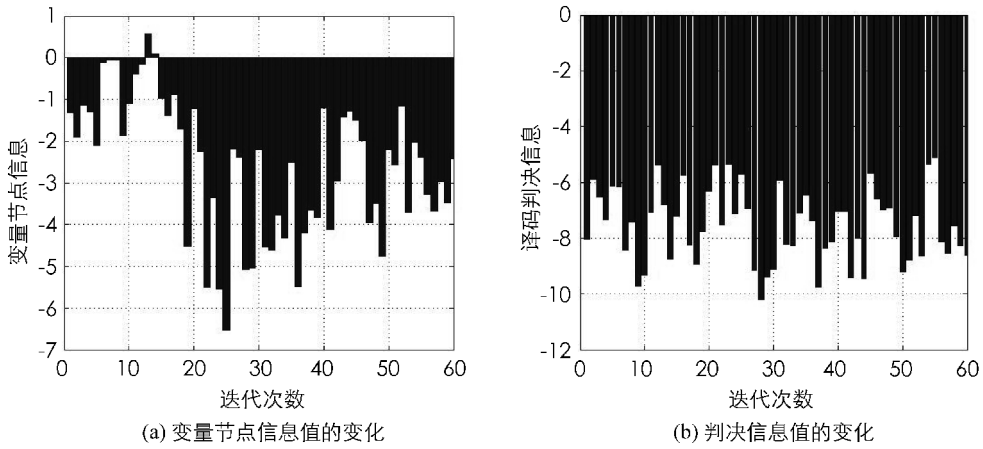


图 5 EMS-I 算法中信息值的变化

由图中可以看出, 在 EMS-I 算法迭代过程中, 无论是变量节点信息值, 还是判决信息值, 都基本不存在数值符号变化的情况, 这说明改进后的 EMS-I 算法很大程度上减弱了 ex-LLR 值震荡. 在震荡减弱的条件下, 误比特性能也有所提升, 如图 6 所示.

对比图 4 可知, 误比特率随迭代次数的波动减小了, 并且呈现下降趋势, 这说明震荡对整个迭代过程的干扰降低了, 译码性能也随之提升.

在硬件实现中, 追求的是算法性能与复杂度的平衡, 这里仍然假定一个 $q(q=2^p)$ 进制的 LDPC 码, 其校验矩阵 \mathbf{H} 的大小为 $M \times N$, 行重为 d_c , 列重为 d_v , 考察对数似然比测度和积译码算法和 EMS-I 译码算法在一次迭代中产生的运算量, 如表 1 和 2 所示.

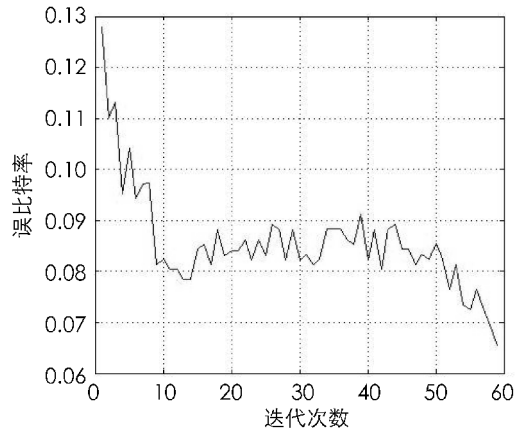


图 6 EMS-I 算法中震荡引起的性能波动

表 1 对数似然比测度和积译码算法一次迭代的运算量

迭代变量	加法	乘法	max*
$L'(m \rightarrow n)$	$2M(3d_c - 4)(q-1)^2$	0	$2(3d_c - 4)M(q-1)^2$
$L'(m \leftarrow n)$	$Nd_v^2(q-1)$	0	0

表 2 EMS-I 译码算法一次迭代的运算量

迭代变量	加 法	乘 法
$L'(m \rightarrow n)$	$q+1+M(\sum_{i=1}^{n_m} C_{d_c-1}^i n_m^i + C_{d_c-1}^1 q)(d_c-1)$	0
$L'(m \leftarrow n)$	$Nd_v^2(q-1)$	0

对比上面两表可以看出, EMS-I 算法完全消除了乘法运算, 译码复杂度随着消息向量长度 n_m 的减小而降低, 整个译码过程的复杂度减小到 $O(n_m \cdot q)$, 因此 EMS-I 算法更加适合硬件实现. 同时需要注意到向量集合的数据存储和筛选操作都需要耗费大量的存储和时间资源^[10], 因此在硬件实现时还需要结合具体的硬件资源进行设计与优化.

4 计算机仿真分析

下面利用基于 PEG 算法构造的不规则八进制 (336, 168) LDPC 码, 通过 BPSK 调制, 在高斯信道下, 以 FHT-BP(快速哈达玛变换合积译码算法)作参考, 对 EMS 算法及其改进算法 EMS-I 算法进行仿真, 最大迭代次数设为 60 次, 仿真组数为 100 000 组, 仿真结果如图 7 所示, 其中 (a) 表示误比特率对比曲线, (b) 表示误帧率对比曲线.

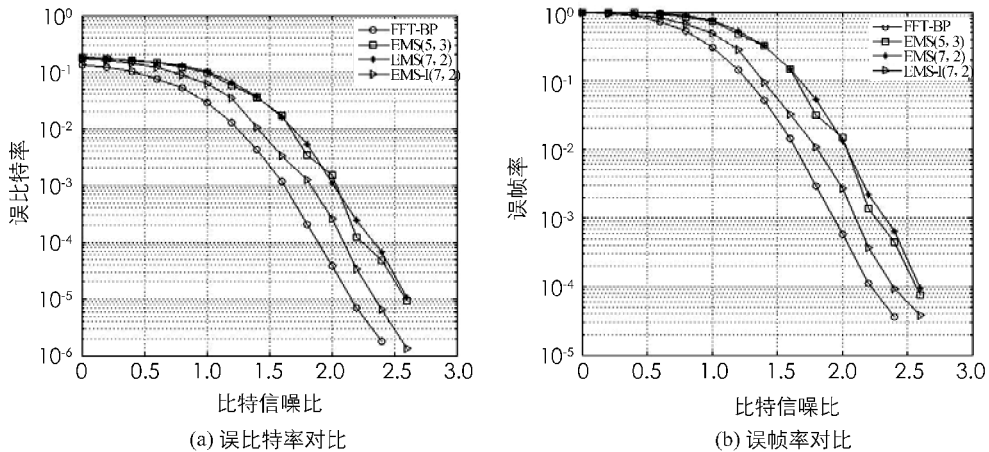


图 7 译码算法性能对比

由图中可以看出, 在仿真的信噪比区段, 两种不同的码字, 无论是误比特率还是误帧率, EMS 算法的性能都低于 FHT-BP 算法. 虽然 FHT-BP 具有优异的纠错性能, 但该算法是基于概率测度进行消息迭代, 对于 SISO(Soft Input Soft Output)的量化译码性能很差, 即量化误差非常大, 因此硬件实现很困难, 实用价值不大. EMS 算法与 FHT-BP 算法性能的差距可以通过选取适当的 (n_m, n_c) 值来放大或缩小. 理论分析可知, 在相同 n_m 值的条件下, n_c 值越大, 向量集(3)中选择的元素会增多, 译码正确的可能性也会越大; 在相同 n_c 值的条件下, n_m 值越大, 向量集(3)中备选元素的可能性会增多, 译码正确的可能性同样也会越大. 在实际应用中, 考虑到 (n_m, n_c) 的增大, 会使构造的向量集元素增多, 复杂度也随即升高, 虽然译码性能稍好, 但优势较小, 相反, 带来的高复杂度缺陷会更严重, 因此, 对于 EMS 算法而言, 选取适当的 (n_m, n_c) 值是使译码性能与复杂度达到平衡的关键. 图中显示, 对于有限域 $GF(8)$ 中的 EMS 算法而言, (n_m, n_c) 值选为 (5, 3) 的译码性能与选为 (7, 2) 基本相同, 但 (n_m, n_c) 值选为 (7, 2) 时向量集的元素有 426 个, 选为 (5,

3) 时有 856 个, 元素个数少了一半, 这意味着, 前者搜索的复杂度和需要的存储量远小于后者. 因此, 从复杂度和存储需求方面来看, EMS 算法中 (n_m, n_c) 值选为 $(7, 2)$ 的性能要好于选为 $(5, 3)$ 的性能. 已有研究证明当 $q \leq 32$ 时, (n_m, n_c) 取 $(7, 2)$ 的 EMS 算法, 其译码性能已经基本达到最优.

与此同时, 加入减小震荡的改进措施后, 译码性能也会有较大的提高, 这主要是由于改进后的算法避免了变量节点信息的震荡, 使其趋于准确, 加快了收敛速度, 从而提高了译码性能. 在平均迭代次数方面, 改进后的 EMS-I 算法相比原始 EMS 算法仍有较大的优势, 如图 8 所示.

由图中可以看出, 加入减小震荡的改进措施后, 在中信噪比区域 ($1 \text{ dB} < Eb/N_0 < 3 \text{ dB}$), 算法的平均迭代次数平均会减少 15 次左右, 但在两个极端情况, 即信噪比较小和信噪比较大的情况, 改进前后的迭代次数没有差别, 这主要是由于当信噪比较小时, 信道条件较差, 错误译码的概率较大, 大多数情况下, 无论改进与否, 达到最大迭代次数时也未正确译码, 因此平均迭代次数基本稳定在 60 次左右; 当信噪比较大时, 信道条件较为优越, 大部分码字可以成功译码, 这意味着大部分变量节点的信息值都比较稳定, 不会出现 ex-LLR 值震荡现象, 因此相比原始算法, 改进措施的加入基本没有发挥任何作用.

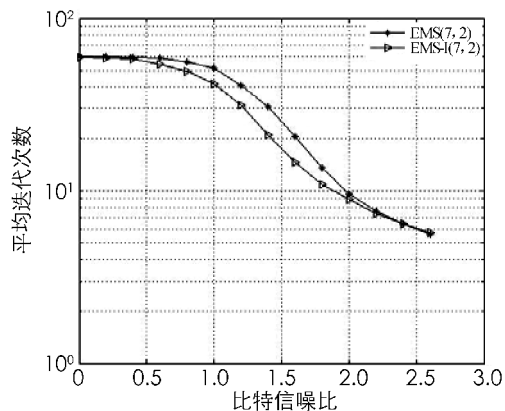


图 8 EMS 算法与 EMS-I 算法的平均迭代次数对比

5 结 论

本文介绍了多元域 LDPC 码的图模型结构, 推导了对数似然比测度合积译码算法和 EMS 译码算法. 分析了 EMS 算法中的消息震荡现象, 并提出了改进措施. 计算机仿真显示, 改进后的 EMS-I 算法的性能 (包括误比特性能、误帧性能和平均迭代次数) 相比原始的 EMS 算法有很大的提升; 在复杂度方面, 改进后的 EMS-I 算法平均迭代次数小于原始的 EMS 算法, 因此, 在算法运行的整体复杂度及耗费的时间等方面, EMS-I 算法都有明显优势, 更有利于硬件实现.

参考文献:

- [1] ROBERT. G GALLAGER. Low Density Parity Check Codes [J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962(8): 21-28.
- [2] DAVEY M C, MACKAY D J C. Low Density Parity Check Codes Over $GF(q)$ [J]. In Proceedings of the 1998 IEEE Information Theory Workshop, 1998(6): 70-71.
- [3] ZENG Ling-qi, LAN Lan, TAI Ying-yu. Construction of Nonbinary Cyclic, Quasi-Cyclic and Regular LDPC Codes a Finite Geometry Approach [J]. IEEE Transactions on communications, 2008, 56(3): 170-179.
- [4] ALFREDO BRAUNSTEIN, FARBOD KAYHAN, RICCARDO ZECCHINA. Efficient LDPC Codes Over $GF(q)$ for Lossy Data Compression [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009(11): 224-232.
- [5] ZHOU Bo, KANG Jing-yu, SONG Shu-mei, et al. Construction of Non-Binary Quasi-Cyclic LDPC Codes by Arrays and Array Dispersions [J]. IEEE Transactions on communications, 2009, 57(6): 108-127.
- [6] GOUPIL A, COLAS M, GELLE G. FFT-Based BP Decoding of General LDPC Codes Over Abelian Groups Communications [J]. IEEE Transactions on Issue Date, 2007(4): 656-672.
- [7] H S HENK WYMEERSCH, MOENECLAEY M. Log-Domain Decoding of LDPC Codes Over $GF(q)$ [J]. IEEE Transactions on Communications, 2004, 2(6): 772-776.
- [8] SONG HONG-XIN, CRUZ J R. Reduced-Complexity Decoding of Q-ary LDPC Codes for Magnetic Recording [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2003, 39(2): 667-673.
- [9] SATOSHI G, TOMOAKI O, TOSHINOBU K. Modified Belief Propagation Decoding Algorithm for Low-Density Parity

ty Check Code Based on Oscillation [J]. VTC 2006-Spring IEEE 63rd, 2006(3): 1467–1471.

[10] 关南星, 陈贵云. 3 元域上 4 维向量空间的特殊线性变换所对应的矩阵 [J]. 西南师范大学学报: 自然科学版, 2012, 37(7): 9–12.

On Simplified Decoding Algorithm of Non-Binary LDPC Codes

LI Sai-si¹, WEN Lei^{2,3}, ZHANG Yu²

1. College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China;

2. College of Electronic Science & Engineering, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China;

3. Centre for Communication Systems Research, University of Surrey, Guildford, GU2 9PL, United Kingdom

Abstract: Non-binary LDPC Codes are of excellent correcting function, but high decoding complexity limits its application. On the basis of graph theory, this paper deals not only with the analysis of non-binary Tanner graph, but also with comparison of difference between binary and non-binary, and also with researching for the reasons which are related to the difference. In this paper, LLR sum-product decoding algorithm and EMS decoding algorithm has been deduced. Moreover, oscillation of LLR message of EMS has also been analyzed in this paper, and method to overcome oscillation presented. By computer simulation, modified EMS algorithm could improve message convergence and correcting performance, meanwhile degrade iteration numbers.

Key words: non-binary LDPC Codes; Tanner graph; sum-product decoding; EMS; oscillation

责任编辑 汤振金