



专题：卫星互联网

基于广义近似消息传递的扰码多址卫星接收技术

余乐¹, 朱立东¹, 金亮², 李佳立², 刘轶伦¹, 郭晟¹

(1. 电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室, 四川 成都 611731;

2. 航天恒星科技有限公司, 北京 100095)

摘要: 为了解决卫星互联网中各类终端设备对传输速率和频谱资源的需求剧增问题, 针对非正交多址卫星互联网, 设计了一种基于广义近似消息传递的优化卫星接收机。考虑非正交多址中的多用户检测, 基于图模型建立因子图, 利用因子图建立系统的消息传递模型并提出消息传递算法。基于广义近似消息传递算法, 进一步降低传统基于消息传递的多用户检测器的复杂度。在卫星环境下, 研究广义近似消息传递信号接收性能。仿真结果表明, 所提算法能有效地解决星地之间的多用户信号共存问题, 同时降低算法的运算复杂度。

关键词: 卫星互联网; 非正交多址接入; 扰码多址; 广义近似消息传递; 多用户检测

中图分类号: TN92

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022077

Generalized approximate message passing based SrCMA satellite receiver

YU Le¹, ZHU Lidong¹, JIN Liang², LI Jiali², LIU Yilun¹, GUO Cheng¹

1. National Key Laboratory of Science and Technology on Communication,
University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

2. Space Star Technology Co., Ltd., Beijing 100095, China

Abstract: In order to satisfy the requirements of the transmission rate and spectrum resource for various terminals and equipment in the satellite internet, a generalized approximation-based message passing optimization satellite receiver was designed. Considering the multi-user detection in the satellite network using the non-orthogonal multiple access, a factor graph was established based on the graph model, and the factor graph was used to analyze the message passing model of the system and a message passing algorithm was proposed. Based on the generalized approximate message passing method, the complexity of the traditional multi-user detector based on message passing was further reduced. Under satellite channel condition, generalized approximate messaging satellite receivers were studied. The simulation results show that the proposed algorithm can effectively solve the signal coexistence problem of multi-users, and reduce the computational complexity of the algorithm.

Key words: satellite internet, non-orthogonal multiple access, SrCMA, generalized approximate message passing, multi-user detection



0 引言

随着移动通信技术的发展, 各类终端设备对传输速率和频谱资源的需求剧增, 这成为卫星互联网需要考虑的关键问题之一^[1]。非正交多址是 5G 的关键技术之一, 与传统的正交多址技术相比, 可以提升系统容量和频谱效率。将非正交多址接入 (non-orthogonal multiple access, NOMA) 技术用于卫星互联网, 允许一个资源块被多个用户共用, 从而增加系统容量。因此, 基于 NOMA 的系统成为学界的关注点^[2-5]。然而, 不同的多址接入技术对于系统的吞吐量有较大的影响。

扰码多址接入 (scrambling coded multiple access, SrCMA) 是基于 NOMA 的多用户检测和干扰消除技术, 利用不同扰码之间的随机性来区分不同的用户。与地面无线网络的稀疏码多址接入技术 (sparse code multiple access, SCMA) 利用固定码本来将多用户信息叠加与分离不同, SrCMA 采用的是随机序列加扰用户信息和利用加扰序列的正交性和随机性来分离多用户。文献[6]基于交织器来区分不同的用户, 并采用并行干扰消除的方式来消除多用户之间的干扰。文献[7]随机导频接入机制, 采用集中式控制和退避机制来完成随机接入。文献[8]研究了根据不同用户的服务质量要求来指导用户的随机接入。针对卫星互联网场景下的 NOMA, 考虑用户能量收集设备的能量和最低速率约束, 文献[9]研究了用户功率不平衡情况下的卫星 NOMA 接入, 突出了非正交多址相较于正交多址 (orthogonal multiple access, OMA) 的优势。文献[10]采用多输入多输出 (multiple-input multiple-output, MIMO) 技术, 利用不同天线的分集能力来提高接入的用户数量, 但仅在链路预算上考虑了 NOMA 技术。文献[11]研究了 NOMA 在非地面网络中的信道和硬件的非理想性对收发信机的影响, 但 NOMA 的性能仍优于 OMA。文献[12]基于高斯近似的 NOMA 多用户解决方案, 研究了多分辨率广

播的公平通量权衡透视。文献[13]提出了非正交多址接入系统中具有未知脉冲噪声的上行链路功率域的经验特征函数 (empirical characteristic function, ECF) 估计方法, 可以在混合噪声中提取信号。文献[14]考虑完美信道状态信息, 研究了 NOMA 的各种通用多用户检测的统一变分推理, 例如置信传播、期望传播、矢量传播、近似消息传递和矢量近似消息传递, 展示它们如何在变分推理框架内的衍生及适应。基于近似消息传递, 文献[15]介绍了通过迭代阈值降低复杂度的新算法, 使其稀疏性缩小, 首次提出在优化图模型中的消息传递。近似消息传递算法是由图形模型中的置信传播启发而得到。综上所述, 由于 NOMA 技术可以提高系统容量, 但同时也增加了复杂度, 需要深入研究卫星 NOMA 系统在消息传递算法下的多用户检测和接收性能。

本文的主要研究工作及贡献如下。

(1) 建立了卫星 SrCMA 系统的图模型和消息传递算法。与多天线系统相比, 单天线 SrCMA 系统可以通过编码的方式来增加用户容量, 同时实现在码域的信号分集。

(2) 采用广义近似消息传递 (generalize approximate message passing, GAMP) 算法对传统的图模型和多用户检测器进行优化。通过线性变换恢复得到信号, 设计满足卫星信道条件的 GAMP 接收机模型。基于 GAMP 的多用户检测器有效利用编码信道, 将译码器的结果作为多用户检测器的先验信息, 提高检测性能, 同时利用 GAMP 算法降低了多用户检测的复杂度。

(3) 本文提出的基于广义近似消息传递的扰码多址卫星接收技术, 与传统的多用户检测器相比, 在保证性能的前提下降低了其实现复杂度。

1 系统模型

本文系统由一颗卫星和其波束覆盖的地面网络组成, 接收机用于多用户检测与并行干扰消除,

卫星物联网网络系统结构如图 1 所示。区别于地面信道，多数终端依靠基站接入卫星网络，同一波束覆盖下的各个卫星基站，共享同一种频谱资源，每个卫星基站可以视为一个卫星网络用户。每个用户都有属于自己的识别码，完成接入过程。假设同一频谱资源下的用户和对应的卫星采用单天线，网络中有 U 个用户，用集合表示为 $\forall u \in \{1, 2, \dots, U\}$ 。在传输过程中，假定每个用户的发射功率相当，在信道中存在衰落。对于任意用户，假设信道增益满足 $h_1 \leq h_2 \leq \dots \leq h_u \leq h_{u+1} \leq \dots \leq h_U$ ，并考虑各个用户频率带宽资源。各项系统参数见表 1。

在卫星互联网随机接入中，卫星信道的系统模型如式 (1) 所示。

$$h = h^{\text{ray}} e^{j\phi^{\text{ray}}} + h^{\text{los}} e^{j\phi^{\text{los}}} \quad (1)$$

其中， $h^{\text{ray}} e^{j\phi^{\text{ray}}}$ 表示为散射的瑞利信号，幅度 h^{ray} 服从瑞利分布，同时相位 ϕ^{ray} 服从均匀分布。视线直射分量的幅度服从 Nakagami 分布^[16]，其主要受限于阴影衰落，相位可以被准确检测。此外，

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_1(1) & \dots & h_U(1) & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & h_1(2) & \dots & h_U(2) & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & & \ddots & & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & \dots & & & h_1(N) & \dots & h_U(N) \end{bmatrix}_{N \times UN} \quad (2)$$

对于多径效应，则有：

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_1^{(0)} & \dots & h_U^{(0)} & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ h_1^{(1)} & \dots & h_U^{(1)} & h_1^{(0)} & \dots & h_U^{(0)} & \dots & 0 & \dots & 0 \\ h_1^{(2)} & \dots & h_U^{(2)} & h_1^{(1)} & \dots & h_U^{(1)} & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \ddots & & h_1^{(L-1)} & \dots & h_U^{(L-1)} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & \dots & h_1^{(L-1)} & \dots & h_U^{(L-1)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

将多径效应矩阵记为 $\mathbf{H}^{(N+L-1) \times UN}$ ， $(\mathbf{H})_{i,j}$ 表示矩阵 $\mathbf{H}$ 的第 i 行第 j 列元素。

假设当前用户 u 可以检测其他用户的识别码信息，并且跟卫星基站同步，多个用户的信息可以在信道上叠加。描述为：

瑞利信号分量被近似看作复高斯分布的随机信号，方差为 σ^{ray} 。而视线直射分量的传播仅受距离的影响，所以该分量存在随机传播衰落，可以将 $h^{\text{los}} e^{j\phi^{\text{los}}}$ 一同视作随机变量。本文中假设所有的设备在同一卫星下的阴影衰落和相位偏移变化量相当。

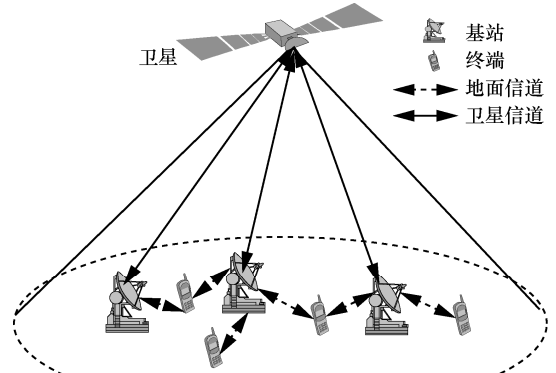


图 1 卫星物联网网络系统结构

在卫星信道下，信号的传输存在多径效应。对于非正交多址系统，卫星信道的无多径效应可以用式 (2) 表示。

$$x(n) = \sum_{u=1}^U h_u x_u(n) + w(n) \quad (4)$$

其中， $x_u(n)$ 表示用户 u 发送的符号，符号长度为 N ， $\forall n \in \{1, 2, \dots, N\}$ ； $x(n)$ 表示在时刻 n 时各个用户在信道上叠加的信号，每个用户经历的信道各



不相同, 其信道增益为 h_u ; $w(n)$ 是第 n 时刻均值为零、方差为 σ^2 的高斯白噪声。

系统参数见表 1。

表 1 系统参数

参数	含义
U	用户数量
$\mathbf{H}$	信道矩阵
h	信道系数
N	符号信息总长度
K	数据信息长度
N	第 n 个符号
k	第 k 个数据
u	第 u 个用户
u'	除第 u 个用户以外的用户
w	高斯白噪声
σ	高斯白噪声标准差
d	用户发送的数据
c	编码后的序列
x	调制后的符号
S/S^{-1}	加扰器/解扰器
ζ	干扰聚合项
f	函数节点
y	不含噪声的用户数据叠加信号
t	迭代次数
Z	归一化系数
Δ	对数化概率消息
g_f	从函数节点到因子节点信息聚合项
τ_f^g	从函数节点到因子节点信息扰动项
s	输出标量值
τ_f^s	输出标量的扰动值
r	输入标量值
τ^r	输入标量扰动值

为区分多个用户, 本文采用的 SrCMA^[17] 系统结构如图 2 所示。该结构满足 U 个 SrCMA 用户终端同时在线。某一用户 u 发送长度为 K 的数据序列 d_u , 表示为:

$$d_u = [d_u(1), d_u(2), \dots, d_u(k), \dots, d_u(K)] \quad (5)$$

数据序列 d_u 经过速率为 $R=K/N$ 的纠错编码器, 得到编码后长度为 N 的序列 c_u , 表示为:

$$c_u = [c_u(1), c_u(2), \dots, c_u(n), \dots, c_u(N)] \quad (6)$$

将编码后的码字 c_u 送入加扰器, 以 S_u 表示, 得到加扰后的序列 (即码片序列), 码片序列映射到星座上得到序列 x_u , 表达式为:

$$x_u = [x_u(1), x_u(2), \dots, x_u(n), \dots, x_u(N)] \quad (7)$$

SrCMA 的最大的特征是采用扰码区分多用户。在 5G NR Release15^[18] 中, 加扰的过程采用的是伪随机序列, 如 m 序列、Gold 序列等, 这类序列具有良好的随机特性, 同时也拥有良好的互相关特性。伪随机序列的特性使得序列在一个周期内具有某种随机特性, 但又具有预见性和重复性。同时, 伪随机序列具有良好的游程分布性, 序列中的 0 和 1 出现的概率相当。此外, 伪随机序列 (如 m 序列和 Gold 序列) 还有良好的互相关性能, 即在一个序列的周期内, 不同循环位移的序列互不相关。不相关性能使得序列互不相同, 保证用户可以尽可能地采用不同的序列进行加扰。

采用加扰后的用户数据序列与原先的序列之间的相关性大大降低。不同加扰序列使得不同用户之间的信息序列也不具有相关性。在下面的接收端分析中将说明加扰序列的作用。

接收端在收到传输序列 x 后, 将该序列送入多用户检测器 (multiple user detector, MUD)。MUD 的输入是传输序列 x 和所有用户的译码器 (decoder, DEC) 的译码软信息序列 $\text{DEC}(x_u)$ 。其中, $\text{DEC}(\cdot)$ 表示 DEC 的译码结果。MUD 的输出是所有用户的检测结果 $\text{MUD}(x_u)$ 。其中, $\text{MUD}(\cdot)$ 表示检测信号的软信息。

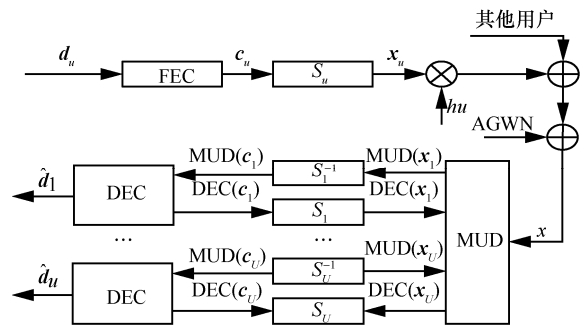


图 2 SrCMA 系统结构

对 MUD 的检测输出序列 $\mathbf{MUD}(\mathbf{x}_u)$ 进行解扰的操作, 以 $\mathbf{S}_u^{-1}$ 表示。解扰器 $\mathbf{S}_u^{-1}$ 输出的结果 $\mathbf{MUD}(\mathbf{c}_u)$ 送入 DEC, 进行译码操作。若接收机达到最大迭代次数, DEC 输出判决后的译码结果 $\hat{\mathbf{d}}_u$ 。否则, 将输出译码软信息 $\mathbf{DEC}(\mathbf{c}_u)$, 提供下一次迭代的先验信息估计值。接收端对译码软信息 $\mathbf{DEC}(\mathbf{c}_u)$ 进行加扰 $\mathbf{S}_u^{-1}$, 重新映射到星座上得到 $\mathbf{DEC}(\mathbf{x}_u)$ 。从译码器输出的先验信息估计 $\mathbf{DEC}(\mathbf{x}_u)$ 作为 MUD 的输入, 开始下一次的多用户检测迭代。

2 算法设计

2.1 基于基本信号估计器的 MUD

在文献[6]中, 交织多址 (interleave division multiple access, IDMA) 系统提出的多用户检测器, 是基本信号估计器 (elementary signal estimator, ESE)。基本信号估计器的特点是利用译码器给出的先验概率和多用户的高斯近似期望来分离不同的用户信号。

回顾式 (7) 中的传输信号 $\mathbf{x}$, 它是多个用户和噪声叠加产生的信号, 对于接收的序列中的第 n 个码片, 表达式为:

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{h}_u \mathbf{x}_u(n) + \zeta_u(n) \quad (8)$$

其中,

$$\zeta_u(n) = \sum_{u' \neq u}^U \mathbf{h}_{u'} \mathbf{x}_{u'}(n) + \mathbf{w}(n) \quad (9)$$

$\zeta_u(n)$ 被称为用户 u 的接收干扰。根据中心极限定理, 当系统具有很多用户传输信号时, 干扰项 $\zeta_u(n)$ 可以被近似地看成一个服从高斯分布的随机变量, 由此得到 $\mathbf{x}_u(n)$ 的似然函数。根据上述干扰的不确定性, 式 (7) 可以表示为:

$$p(\mathbf{x}(n) | \mathbf{x}_u(n) = \pm 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \text{Var}(\zeta_u(n))}} \exp \left(-\frac{(\mathbf{x}(n) - (\pm \mathbf{h}_u + \mathbf{E}(\zeta_u(n))))^2}{2 \text{Var}(\zeta_u(n))} \right) \quad (10)$$

其中, $E(\cdot)$ 表示期望函数, $\text{Var}(\cdot)$ 表示方差函数。中心极限定理满足的前提是用户数量足够多, 但对于 NOMA 的应用场景, $\zeta_u(n)$ 可以被近似为一个服从高斯分布的随机变量。

基本信号估计器允许逐码片 (chip-by-chip) 的检测, 每个 $\mathbf{x}_u(n)$ 都可以单独给出 MUD 估计软信息 $\mathbf{MUD}(\mathbf{x}_u)$ 。首先需要给出式 (10) 中的干扰项的期望值:

$$E(\zeta_u(n)) = \sum_{u' \neq u}^U \mathbf{h}_{u'} E(\mathbf{x}_{u'}(n)) \quad (11)$$

同样地, 给出干扰项 $\zeta_u(n)$ 的方差值:

$$\text{Var}(\zeta_u(n)) = \sum_{u' \neq u}^U |\mathbf{h}_{u'}|^2 \text{Var}(\mathbf{x}_{u'}(n)) + \sigma^2 \quad (12)$$

最终基本信号估计器给出对 $\mathbf{x}_u(n)$ 的估计值。由似然函数式 (10) 得到 $\mathbf{x}_u(n)$ 的对数似然比 (log-likelihood ratios, LLR):

$$\text{LLR}(\mathbf{x}_u(n)) \equiv \log \left(\frac{p(\mathbf{x}(n) | \mathbf{x}_u(n) = +1)}{p(\mathbf{x}(n) | \mathbf{x}_u(n) = -1)} \right), \forall u, n \quad (13)$$

最终化简得到基本信号估计器的软信息输出 $\mathbf{MUD}(\mathbf{x}_u)$, 软信息采用 LLR 的形式传递:

$$\mathbf{MUD}(\mathbf{x}_u(n)) = 2 \mathbf{h}_u \frac{\mathbf{x}(n) - \mathbf{E}(\zeta_u(n))}{\text{Var}(\zeta_u(n))} \quad (14)$$

在基本信号估计器的输入中, $\mathbf{x}_u(n)$ 的估计值由译码器 DEC 给出。同样地, DEC 传出的软信息也是关于 $\mathbf{x}_u$ 的对数似然比 $\mathbf{DEC}(\mathbf{x}_u)$ 。在 BPSK 系统中, $E(\mathbf{x}_u(n))$ 根据 $\mathbf{DEC}(\mathbf{x}_u)$ 给出估计值的期望以及方差为:

$$E(\mathbf{x}_u(n)) = \tanh(\mathbf{DEC}(\mathbf{x}_u(n)) / 2) \quad (15)$$

$$\text{Var}(\mathbf{x}_u(n)) = 1 - E(\mathbf{x}_u(n))^2 \quad (16)$$

其中, $\tanh(\cdot)$ 为双曲正切函数:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (17)$$

2.2 基于消息传递的 MUD

消息传递算法是一种解干扰和优化问题的有效方法。类似于热力学系统中图模型的问题,



最终可以归为统计力学的玻尔兹曼分布。消息传递算法最初用在一些类似树状图的结构当中，后来也被证明可以用在一些具有循环结构的图中^[19]。

消息传递算法主要是在图模型 (graph model) 的基础上进行研究的。对于复杂的数学模型，可以采用图形来表示，同时进行分析。图的存在使得研究问题的分析过程变得直观。

一个图由它的点和边构成，点与点之间用边相连。在消息传递算法当中，节点被视为随机变量，而边被视为随机变量之间的变量概率关系。

变量概率的关系可以视为联合概率分布。各个随机变量在联合概率分布中可以利用和积规则，拆分成不同的边缘概率密度。不同的节点有不同边缘概率密度，这些节点和节点与之相连的节点构成了一组因子，故图又被称为因子图。

在多用户检测的过程中，也同样存在因子图。回顾式 (4)，在没有噪声的影响下，可以表示为：

$$x(n) = \sum_{u=1}^U h_u x_u(n) \quad (19)$$

式 (18) 描绘了第 n 个符号与 U 个用户发送的符号之间的关系。系统因子图如图 3 所示，将接收端接收的信号 $x(n)$ 和用户发送的符号 $x_u(n)$ 用 h_u 连接起来。 $x_u(n)$ 称为因子节点或者变量节点， $x(n)$ 称为函数节点或者校验节点，且因子节点只与函数节点相连。

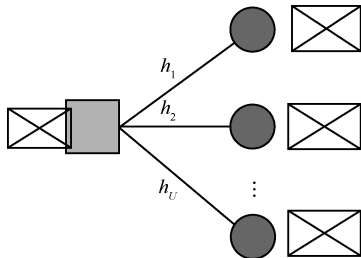


图3 系统因子图

联合概率密度可以表示为：

$$p(x_1(n), x_2(n), \dots, x_U(n)) = p_x(x(n)) \prod p_{xu}(x_u(n)) \quad (19)$$

其中， $p_{xu}(x_u(n))$ 表示每个因子节点的先验概率密度函数， $p_x(x(n))$ 是接收端节点的概率密度函数。为求得节点 $x_u(n)$ 的边缘概率密度，则有：

$$p(x_u(n)) = \sum_{\{u' \neq u\}} p_x(x(n)) \prod p_{xu'}(x_{u'}(n)) \quad (20)$$

其中， $\sum_{\{u' \neq u\}}$ 表示对所有非 u 变量求和。消息从因子节点 u 到函数节点 f 表示为 $f \leftarrow u$ ，其示意图如图 4 所示，所有的非 u 因子节点 $x_{u'}(n)$ 和函数节点将消息传递给因子节点 $x_u(n)$ 。如式 (20)，对所有的非 u 因子节点求和，概率密度仅与 $x_u(n)$ 有关，根据概率密度函数可以给出 $x_u(n)$ 的估计值。

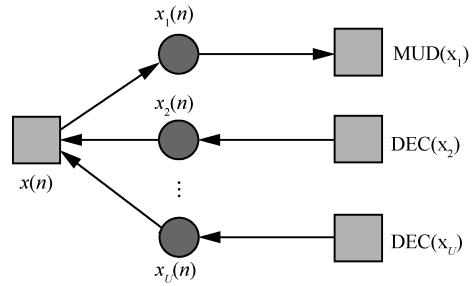


图4 消息从因子节点到函数节点 $f \leftarrow u$ 的示意图

相似地，函数节点的消息来自变量节点的传递：

$$p(x(n)) = \prod p(x_u(n)) \quad (21)$$

因此，本文定义函数节点到变量节点 $f \rightarrow u$ 的消息传递式为：

$$p_{f \rightarrow u}(x(n)) = \sum_{\{u' \neq u\}} p_x(x(n)) \prod p_{f \leftarrow u'}(x_{u'}(n)) \quad (22)$$

变量节点到函数节点 $f \leftarrow u$ 的消息传递式为：

$$p_{f \leftarrow u}(x(n)) = \prod p_{f' \rightarrow u}(x(n)) \forall f' \neq f \quad (23)$$

2.3 基于 Max-sum 的消息传递算法

对于多用户检测器，消息传递算法不仅依赖于变量节点和函数节点的消息交换的过程，还包

括了外部信息的传递。循环消息传递算法适用于这种需要与外部进行信息交互的环境。消息传递是一种动态规划方法，用在图模型中解释条件概率的问题。但单次的消息传递并不能保证算法的收敛。为了改进消息传递算法，循环消息传递被提出。随着迭代次数的增加，消息在循环传递中收敛，最终停留在某个数值当中，并且随着迭代次数的增加而趋于平缓。

基于 Max-sum 的消息传递算法（最大和消息传递算法）是循环消息传递算法中的一种^[20-21]。消息传递算法通过联合概率密度来解释因子图模型，同时有效地找到变量的边缘函数。最大和算法的目的是找到最大概率和对应该概率的变量值。最大和算法可以有效地运用于图模型的动态规划。

下面具体讨论最大和算法。前文已经找到了用户符号的每一个变量的边缘函数 $p(x_u(n))$ ，需要找到使得 $p(x_u(n))$ 最大化的 $x_u(n)$ 的估计值，表达如下：

$$x_u(n) = \arg_{x_u(n)} \max p(x_u(n)) \quad (24)$$

对于一个序列 $\mathbf{x}_u$ 则有：

$$x_u(n) = \arg_{x_u(n)} \max p(\mathbf{x}_u(n)) \quad (25)$$

最大和算法将消息在因子节点 $x_u(n)$ 和函数节点 $x(n)$ 中不断迭代传输。消息从函数节点到因子节点 $f \rightarrow u$ 的表达式为：

$$p_{f \rightarrow u}(x_u(n), t) = \frac{1}{Z} \max_{x_u(n)} p_{x(n)y}(x(n)) \prod_{u' \neq u} p_{f \leftarrow u'}(x_{u'}(n), t) \quad (26)$$

其中， Z 是归一化系数，与 $x_u(n)$ 无关， y 为 $\sum_{u=1}^U h_u x_u(n)$ ，与噪声无关， t 代表迭代次数。

同时，消息从因子节点到函数节点 $f \leftarrow u$ 的示意图如图 5 所示，可以给出消息从因子节点到函数节点 $f \leftarrow u$ 的表达式：

$$p_{f \leftarrow u}(x_u(n), t+1) = \text{DEC}(x_u(n)) \quad (27)$$

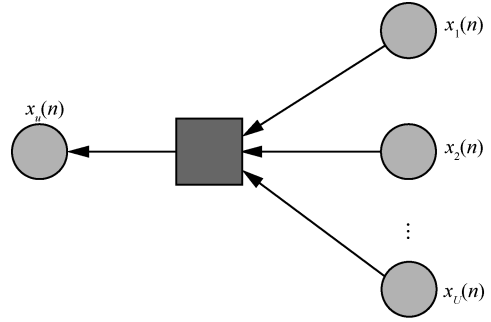


图 5 消息从因子节点到函数节点 $f \leftarrow u$ 的示意图

2.4 基于 Sum-product 的消息传递算法

基于 Sum-product 的消息传递算法（和积消息传递算法）也是循环消息传递算法中的一种。和积消息传递算法通过联合概率密度来解释因子图模型，同时找到变量的边缘函数。与最大和算法不同，和积算法的目的是找到所有变量的边缘函数。下面以最大后验概率准则推导和积算法。

在最大后验概率准则下，和积算法先从式(20)中找到每一个变量的边缘函数 $p(x_u(n))$ ，需要找到使得 $p(x_u(n))$ 最大化的 $x_u(n)$ 的期望值，对于一个序列 $\mathbf{x}_u$ 则有：

$$x_u(n) = \arg_{x_u(n)} \max p(x_u(n)) \quad (28)$$

对于和积算法，为求出因子节点的消息，需要计算相邻函数节点的消息以及与相邻函数节点相邻的变量节点消息，不包括自身传递的消息。可知第 t 次消息在因子节点 $x_u(n)$ 和函数节点 $x(n)$ 中迭代传输，给出消息从函数节点到因子节点 $f \rightarrow u$ 的表达式：

$$p_{f \rightarrow u}(x_u(n), t) = \frac{1}{Z} \sum_{u' \neq u} p_{x(n)y}(x_u(n)) \prod_{u' \neq u} p_{f \leftarrow u'}(x_{u'}(n), t) \quad (29)$$

和积算法从因子节点到函数节点 $f \leftarrow u$ 的表达式为：

$$p_{f \leftarrow u}(x_u(n), t+1) = \text{DEC}(x_u(n)) \quad (30)$$

和积算法的初始化 $t = 0$ ，同时 $p_{f \rightarrow u}(x_u(n), -1) = 1$ ，外信息 $\text{DEC}(x_u(n)) = 1 / |x_u(n)|$ ， $|x_u(n)|$ 为星座图的



数目。

经过 t 次迭代之后，最终对 $x_u(n)$ 的估计可以看作是对 $p(x_u(n))$ 的最大化处理，表达式为：

$$p(x_u(n), t+1) = \mathbf{DEC}(x_u(n), t) \cdot p_{f \rightarrow u}(x_u(n), t) \quad (31)$$

在最小均方误差的准则下，和积算法先从式(20)中找到每一个变量的边缘函数 $p(x_u(n))$ ，需要找到使得 $p(x_u(n))$ 最大化的 $x_u(n)$ 的估计值。

对于 $x_u(n)$ 的期望值有：

$$\hat{x}_u(n, t) = E[x_u(n) | p(x_u(n), t)] \quad (32)$$

在最小均方误差准则下，原有的和积算法的消息传递准则也需要进行变更：

$$\begin{aligned} p_{f \rightarrow u}(x_u(n), t) \\ = \frac{1}{Z} E[p_{x(n)|y}(x(n)) | x_u(n)] \end{aligned} \quad (33)$$

其中，条件期望值的计算与 $p(x_{f \leftarrow u'}(n))$ 有关。

2.5 基于广义近似消息传递的多用户检测器

广义近似消息传递 (GAMP) 算法主要针对的是随机线性变换等一系列信号处理、通信和机器学习的问题^[20]。GAMP 因子图如图 6 所示，在贝叶斯推断的基础上，可见译码器的输出和接收信号之间的关系，各个用户之间的信号通过信道后相互叠加，可以视为一种线性组合，如式 (18) 所示。这种线性组合的难点在于 $x_u(n)$ 与 $x(n)$ 是耦合的。若不存在多用户的线性组合，这种估计问题就会转化为普通的估计问题，类似于马尔可夫链。

但在实际问题中，多用户之间相互耦合，对于某一用户的 $x_u(n)$ 后验概率分布需要计算其他用户 $x_{u'}(n)$ 的发送信号概率，这会带来巨大的计算复杂度。

GAMP 的首要任务就是对多个不同用户相互线性耦合的问题做解耦，将每次 $x_u(n)$ 和 $x_{u'}(n)$ 的矢量计算转换为仅计算 $x_u(n)$ 的标量计算。

为方便讨论，用 Δ_u 来表示用户 $x_u(n)$ 的消息：

$$\Delta_u(x_u(n)) = \log p(x_u(n)) \quad (34)$$

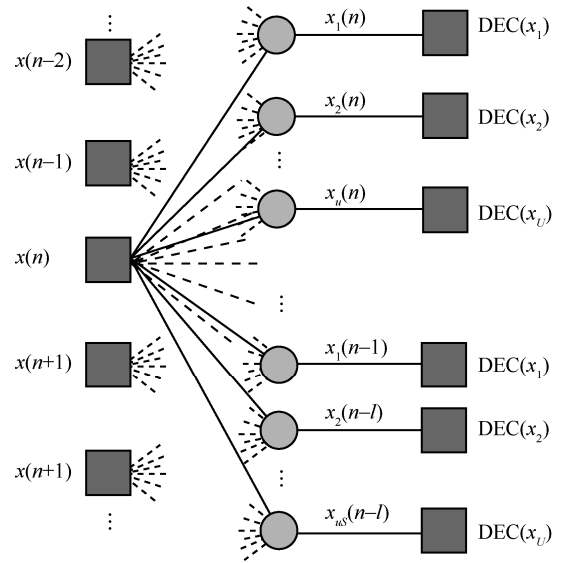


图 6 GAMP 因子图

类似地，对于传递的消息也有：

$$\Delta_{f \leftarrow u}(x_u(n)) = \lg p_{f \leftarrow u}(x_u(n)) \quad (35)$$

算法中从函数节点传到因子节点的消息如下：

$$\begin{aligned} \Delta_{f \rightarrow u}(x_u(n), t) = \\ \max_{x_u(n)} \Delta_{x(n)|y}(x_u(n)) + \sum_{u' \neq u} \Delta_{f \leftarrow u'}(x_{u'}(n), t) + C \end{aligned} \quad (36)$$

其中， C 是归一化系数对数化后的常数，与 $x_u(n)$ 无关。

算法中从因子节点到函数节点的消息如下：

$$\Delta_{f \leftarrow u}(x_u(n), t+1) = \mathbf{DEC}(x_u(n), t) \quad (37)$$

最终取后验概率最大的信息作为 $x_u(n)$ 的估计值，则有：

$$x_u(n) = \arg_{x_u(n)} \max \Delta_u(x_u(n)) \quad (38)$$

由式 (36) 可知，要计算一次 $x_u(n)$ 的消息传递，需要计算其他 $U-1$ 个消息。因此计算复杂度会随着用户的增加成指数级增加。

在多径信道的条件下，图模型与加性高斯白噪声 (additive white Gaussian noise, AWGN) 的情况有所不同。在多径效应下，由于信道系数的增加，接收的信号存在码间串扰。码间串扰意味着变量节点不再单独取决于一个函数节点，而是与多个

函数节点相连。多用户检测器的目的就是消除多用户和多径带来的干扰从而恢复得到原来的信号。

在多径衰落下, 消息传递的因子节点到函数节点, 更新消息由式(27)传递的内容变为式(35)。计算某一用户从因子节点到函数节点的消息需要计算其他 L 个不同函数节点传递回来的函数。对于需要循环迭代达到收敛的循环消息传递算法, 代价是巨大的。

$$\Delta_{f \leftarrow u}(x_u(n), t+1) = \text{DEC}(x_u(n), t) + \sum_{m \neq n} \Delta_{m \leftarrow u}(x_u(n), t) \quad (39)$$

对于 $t=0$ 时, 迭代开始的初始化值 $\Delta_{f \leftarrow u}(x_u(n), -1) = 0$ 。

下面开始对消息传递的多用户检测器进行 GAMP 算法优化, 减少运算复杂度。对于从函数节点到因子节点信息聚合项 $\hat{g}_f(t)$ 和其扰动值 τ_f^g 有:

$$\hat{g}_f(t) = \sum_u h_u^{(l)} \hat{x}_{f \leftarrow u}(t) \quad (40)$$

$$\tau_f^g(t) = \sum_u |h_u^{(l)}|^2 \tau_u^u(t) \quad (41)$$

忽略二次项 $|h_u^{(l)}|^2 \tau_u^u(t)$, 由此可得:

$$\hat{g}_{f \rightarrow u}(t) = \hat{g}_f(t) - h_u^{(l)} \hat{x}_{f \leftarrow u}(t) \quad (42)$$

$$\tau_{f \rightarrow u}^g(t) = \tau_f^g(t) - |h_u^{(l)}|^2 \tau_u^u(t) \approx \tau_f^g(t) \quad (43)$$

输出标量估计与 $\hat{g}_f(t)$ 、 $\tau_f^g(t)$ 和 $y(n)$ 有关, 输出标量估计值 $\hat{s}(n, t)$ 和方差值 $\tau_f^s(t)$ 为:

$$\hat{s}(n, t) = \frac{x(n) - \hat{g}_f(t)}{\tau_f^g(t) + \sigma^2} \quad (44)$$

$$\tau_f^s(t) = \frac{x(n) - \hat{g}_f(t)}{\tau_f^g(t) + \sigma^2} \quad (45)$$

对于式(39)作 GAMP 近似, 得到:

$$\Delta_{f \leftarrow u}(x_u(n), t+1) \approx \text{DEC}(x_u(n), t) + \frac{1}{2\tau_{f \leftarrow u}^r(n, t)} (\hat{r}_{f \leftarrow u}(n, t) - x_u(n))^2 + C \quad (46)$$

其中, $\hat{r}_{f \leftarrow u}(n, t)$ 是从因子节点到函数节点消息聚

合估计值, 其方差值为 $\tau_{f \leftarrow u}^r(n, t)$ 。最终联合传递的消息和自身的信息, 可以得到输入标量估计值 $\hat{r}(u, t)$ 和方差值 $\tau_u^r(t)$ 为:

$$\hat{r}_{f \leftarrow u}(n, t) = \hat{x}_u(n, t) + \tau_{f \leftarrow u}^r(n, t) \sum_{m \neq n} \hat{s}(m, t) (H)_{m, j} \quad (47)$$

$$\tau_{f \leftarrow u}^r(n, t) = \sum_{m \neq n} \tau_f^s(t) (H)_{m, j}^2 \quad (48)$$

$$\hat{r}(u, t) = \hat{x}_u(n, t) + \tau_u^r(n, t) \sum_n \hat{s}(n, t) (H)_{n, j} \quad (49)$$

$$\tau_u^r(t) = [\sum_n \tau_f^s(t) (H)_{m, j}^2]^{-1} \quad (50)$$

译码器的译码结果作为输入, 更新因子节点的先验信息和估计值。因子节点估计值 $\hat{x}_u(n, t)$ 及其方差为:

$$\hat{x}_u(n, t+1) = \text{Var}(x_u(n)) \frac{\hat{r}(u, t) - E(x_u(n, t))}{\tau_u^r(t) + \text{Var}(x_u(n, t))} + E(x_u(n, t)) \quad (51)$$

$$\tau_u^x(t+1) = \frac{\text{Var}(x_u(n, t)) \tau_u^r(t)}{\text{Var}(x_u(n, t)) + \tau_u^r(t)} \quad (52)$$

注意 $\hat{x}_u(n, t+1)$ 中的变量 $t+1$, 这表示消息传递算法已经完成了一次迭代, 至此完成了对函数节点到因子节点的 GAMP 算法简化, 也完成了对因子节点到函数节点的 GAMP 算法简化。最后将函数节点到因子节点的 GAMP 算法简化从矢量 $f \leftarrow u$ 计算转化为标量计算:

$$\hat{g}_f(t) = \sum_u h_u^{(l)} \hat{x}_u(t) - \tau_f^g(t) \hat{s}(n, t-1) \quad (53)$$

输出 $y(n)$ 的估计值 $\hat{y}(n)$ 为:

$$\hat{y}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_u h_u^{(l)} \hat{x}_u(t) \quad (54)$$

结合 GAMP 算法, GAMP 多用户检测器算法见算法 1。

算法 1 GAMP 多用户检测器算法

条件: 给定信道矩阵 $\mathbf{H}$, 接受的信号 $x(n)$

初始化: 迭代次数 $t=0$, $\hat{x}_u(n)$ 和 τ_u^x 赋予

初值



步骤 1 计算每一个输出估计值:

$$\begin{aligned}\hat{g}_f(t) &= \sum_u h_u^{(l)} \hat{x}_{f \leftarrow u}(t) \\ \hat{y}(n) &= \sum_{l=0}^{L-1} \sum_u h_u^{(l)} \hat{x}_u(t) \\ \tau_f^g(t) &= \sum_u |h_u^{(l)}|^2 \tau_u^g(t)\end{aligned}$$

步骤 2 计算每一个函数节点到因子节点消息估计值:

$$\begin{aligned}\tau_f^s(t) &= \frac{x(n) - \hat{g}_f(t)}{\tau_f^g(t) + \sigma^2} \\ \hat{s}(n, t) &= \frac{x(n) - \hat{g}_f(t)}{\tau_f^g(t) + \sigma^2}\end{aligned}$$

步骤 3 计算每一个因子节点到函数节点消息估计值:

$$\begin{aligned}\hat{r}(u, t) &= \hat{x}_u(n, t) + \tau_u^r(n, t) \sum_n \hat{s}(n, t) (\mathbf{H})_{n,j} \\ \tau_u^r(t) &= [\sum_n \tau_f^s(t) (\mathbf{H})_{m,j}^2]^{-1}\end{aligned}$$

步骤 4 计算每一个因子节点估计值:

$$\begin{aligned}\hat{x}_u(n, t+1) &= \\ \text{Var}(x_u(n)) &= \frac{\hat{r}(u, t) - E(x_u(n, t))}{\tau_u^r(t) + \text{Var}(x_u(n, t))} + E(x_u(n, t)) \\ \tau_u^x(t+1) &= \frac{\text{Var}(x_u(n, t)) \tau_u^r(t)}{\text{Var}(x_u(n, t)) + \tau_u^r(t)}\end{aligned}$$

步骤 5 迭代次数 $t = t + 1$

步骤 6 若 t 小于达到最大迭代次数 $t_{\max}$, 则输出节点估计值, 否则重复步骤(1)~步骤(5)。

3 仿真分析

为分析卫星信道下的扰码多址系统性能, 同时研究本文提出的针对多径信道多用户检测器的性能, 在卫星信道条件下, 对数据传输误码率、迭代次数以及外信息转移图进行仿真分析。

首先是仿真参数设置, 在包含 LOS (line of sight) 直射信号分量的莱斯信道中, 由于直射信号分量的信号强度远大于非直射分量, 可以将信道近似为多径分量组合的窄带噪声信道。但在瑞利衰落信道中, 信号由多径信号组成, 需要接

收机克服多径效应来完成信号检测。一帧内长度为 1 024 bit, 用于多用户分离的扰码采用 m 序列, 序列长度为 511 bit。结合在 AWGN 信道条件下的结论, 仿真采用低密度奇偶校验 (low density parity check, LDPC) 编码作为前向纠错 (forward error correction, FEC) 编码。考虑多径效应, 多径抽头长度 L 为 16 symbols, $\phi_k^{\text{los}} \sim \mathcal{U}[-\pi, \pi]$, $|h_k^{\text{los}}|^2 \sim \mathcal{U}[0.6, 0.7]$ 。图 7~图 10 对本文提出的基于 GAMP 的多用户检测性能进行仿真, 得到误码率等仿真结果。

不同用户数量和不同迭代次数之间的误码率关系如图 7 所示。从图 7 可以看出, 误码率基本是随着信噪比的增加而下降, 但在不同的用户数量和不同的迭代次数条件下, 信噪比和误码率有着不一样的变化关系。针对单个用户 $U=1$, 在单次迭代的条件下解码性能较差, 原因是存在多径干扰, 多径干扰消除和 FEC 的译码能力尚未发挥作用, 由于没有多用户干扰, 多用户检测器的作用对于干扰消除的效果是不存在的, 所以单用户下单次迭代和多次迭代效果不相同。在多次迭代的条件下, 系统性能变好, 使得多径干扰消除。

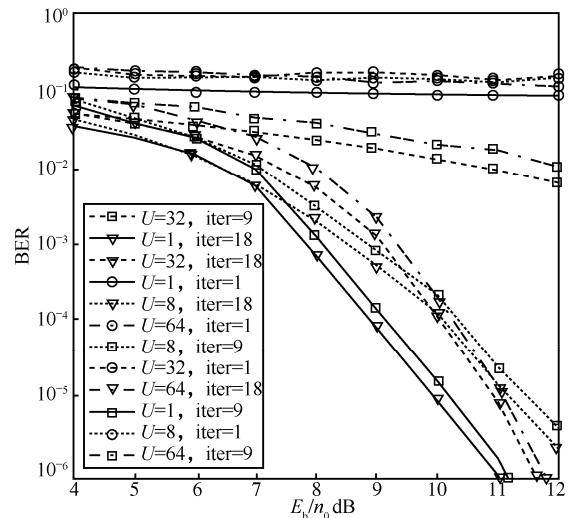


图 7 不同用户数量和不同迭代次数之间的误码率关系

针对多用户场景, $U=8, 32, 64$ 时, 系统性能随着迭代次数增加而提升。但是对于多用户

干扰较小的 $U=1,8$ 时, 迭代次数对系统性能的提升存在瓶颈, 系统性能提升随着迭代次数的增多趋于平缓。随着用户数量的增加 $U=1,8,32,64$ 时, 在迭代次数 $\text{iter}=18$ 的条件下, 在低信噪比处, 误码率在逐步上升, 这就是系统误码率随着干扰增大而恶化。而在不同的用户数和迭代数目条件下, 系统在信噪比为 $8\sim 9$ dB 处收敛, 原因是各个用户在迭代完成后, 交叠的信息已经分离, 系统性能不再取决于多用户检测器和用户数目。在不同信噪比下不同迭代次数和误码率的关系如图 8 所示。

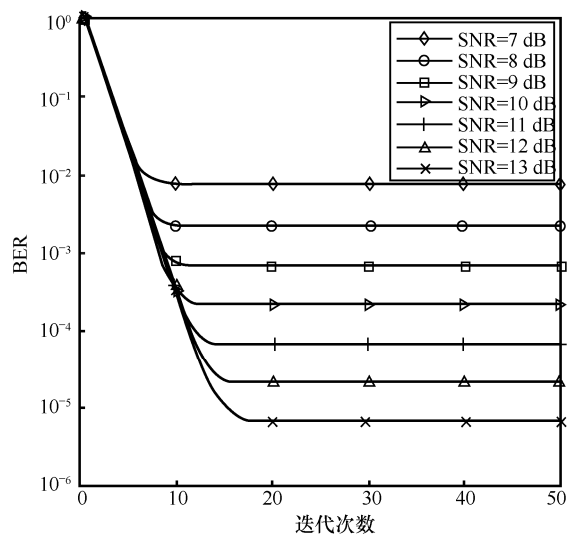


图 8 在不同信噪比下不同迭代次数和误码率的关系

不同信噪比下 MUD 和 DEC 的外信息传递图如图 9 所示。图 9 展示了当用户数 $U=32$ 时在不同信噪比下的 GAMP 多用户检测器与 LDPC 译码器的互信息转换图。随着信噪比的提高, GAMP 多用户检测器的性能逐渐变好, 且越来越接近互信息转换为 1 的区域, 说明随着信噪比的提高, GAMP 多用户检测器趋近于收敛, 系统性能会更好。LDPC 译码器的性能也随着信噪比的提高而增强, 与多用户检测器的交点基本在 $I_{\text{MUD}}/I_{\text{DEC}}=0.9\sim 1$ 收敛处, 而多用户检测器交点在 $I_{\text{DEC}}/I_{\text{MUD}}=0.3\sim 1$ 处, 随着信噪比变化, 说明系统性能瓶颈受信噪比的影响。

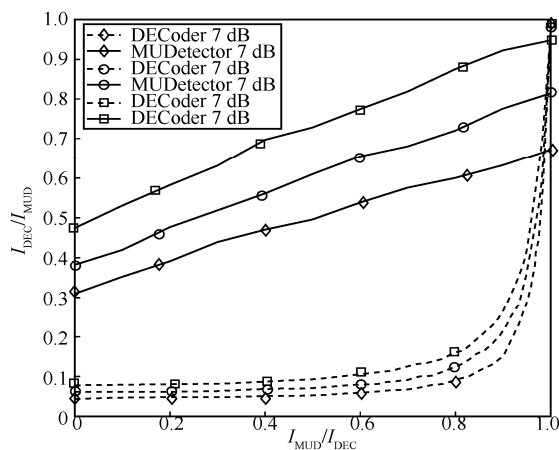


图 9 不同信噪比下 MUD 和 DEC 的外信息传递图

基本信号估计器 (elementary signal estimator, ESE) 和 GAMP 多用户检测对比图如图 10 所示, 在相同的信道条件下, 基本信号估计器的性能都优于 GAMP 多用户检测器 $1\sim 1.5$ dB。考虑 ESE 的单次迭代多用户检测器的复杂度为 $O(U^2NL^2)$, GAMP 算法的复杂度为 $O(UNL)$ 。GAMP 计算的过程是将消息按矩阵的行和列展开为类高斯分布的形式, 利用高斯分布近似节点传递的消息。但基本信号估计对信号的处理比 GAMP 更为细致, 且矩阵的元素在实际中并非完全按高斯分布, 在近似的过程中仍然存在一定的损失。在实际的应用过程中, 可以选择牺牲一定的性能换取复杂度的降低, 也可以在系统允许的复杂度下, 采用 ESE 结构作为多用户检测器。

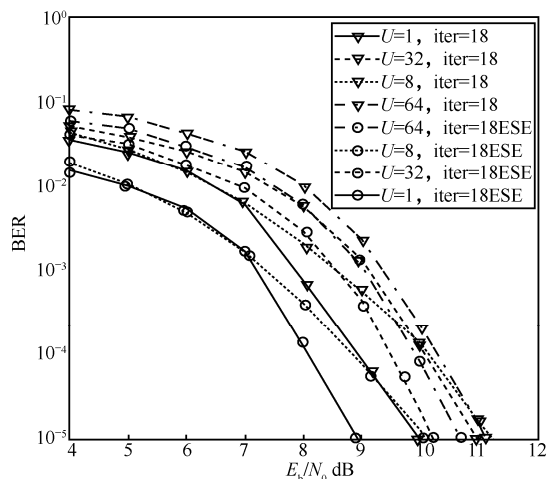


图 10 基本信号估计器和 GAMP 多用户检测对比图



通过分析基于 GAMP 的扰码多址接入系统的性能,在卫星信道条件下,对系统的误码率、迭代次数和不同的接收机进行仿真分析。在编码条件下,迭代次数存在一个瓶颈,对于不同的系统可以进行仿真实验找到最优的迭代次数。系统性能得到提升,并且可以有效地参与多用户分离和干扰消除的过程。同时,本文还研究了 LDPC 编码和 GAMP 多用户检测器对多用户系统的性能影响,利用外信息转移图分析系统性能。最后对比了 ESE 和 GAMP 在相同条件下的性能和复杂度,可以对运算量进行取舍,选择合适的接收机完成扰码多址系统的多用户检测。

4 结束语

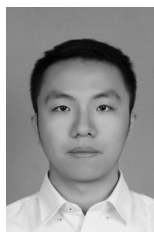
本文针对卫星互联网的非正交多址接入问题,分析了卫星信道对终端接收机的性能影响,研究了扰码多址系统的接收机结构,并且对多用户检测器的结构进行了分析。首先分析了扰码多址接入系统的结构,并对基于消息传递接收机的过程进行推导,得到扰码多址技术在卫星信道下的特点,突出扰码多址技术的优势。本文分析了基于消息传递接收机在扰码多址技术中的作用,利用广义近似消息传递算法对其进行优化。分析了基本信号估计器和基于消息传递的接收机在卫星信道下的形式,并给出它在扰码多址系统中的结构。设计了一种广义近似消息传递多用户检测器,通过因子图对消息传递算法进行分析。最后对扰码多址系统和多用户检测性能进行仿真,得到系统在不同用户数量下的性能瓶颈。

参考文献:

- [1] 何廷润, 蒋天俊. 5G 需要“频谱路线图保驾护航”[J]. 通信世界, 2015(21): 19.
- [2] HE T R, JIANG T J. 5G needs "spectrum roadmap" [J]. Communications World, 2015(21): 19.
- [3] 张烨, 庞京. 浅析 VSAT 卫星宽带互联网通信系统的发展[J]. 中国无线电, 2017(7): 31-32, 66.
- [4] ZHANG Y, PANG J. Analysis on development of VSAT satellite broadband Internet communication system[J]. China Radio, 2017(7): 31-32, 66.
- [5] DAI L L, WANG B C, YUAN Y F, et al. Non-orthogonal multiple access for 5G: solutions, challenges, opportunities, and future research trends[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(9): 74-81.
- [6] CAUS M, VÁZQUEZ M Á, PÉREZ-NEIRA A. NOMA and interference limited satellite scenarios[C]//Proceedings of 2016 50th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE Press, 2016: 497-501.
- [7] YAN X J, XIAO H L, WANG C X, et al. On the ergodic capacity of NOMA-based cognitive hybrid satellite terrestrial networks[C]//Proceedings of 2017 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [8] PING L, LIU L H, WU K Y, et al. On interleave-division multiple-access[C]//Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2004: 2869-2873.
- [9] CHOI J. Random access with layered preambles based on NOMA for two different types of devices in MTC[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(2): 871-881.
- [10] ZHAO W, SHE R, BAO H. Security energy efficiency maximization for two-way relay assisted cognitive radio NOMA network with self-interference harvesting[J]. IEEE Access, 2019(7): 74401-74411.
- [11] KHANSA A A, YIN Y, GUI G, et al. Power-domain noma or NOMA-2000? [C]//Proceedings of 2019 25th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 336-341.
- [12] DING Z G, SCHÖBER R, POOR H V. A general MIMO framework for NOMA downlink and uplink transmission based on signal alignment[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(6): 4438-4454.
- [13] LI X W, ZHAO M L, LIU Y W, et al. Secrecy analysis of ambient backscatter NOMA systems under I/Q imbalance[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 12286-12290.
- [14] PASTORE A, NAVARRO M. A fairness-throughput tradeoff perspective on NOMA multiresolution broadcasting[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2019, 65(1): 179-186.
- [15] KARA F, KAYA H K. Error probability analysis of non-orthogonal multiple access with channel estimation errors[C]//Proceedings of 2020 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSea-Com). Piscataway: IEEE Press, 2020.
- [16] MENG X M, ZHANG L, WANG C, et al. Advanced NOMA receivers from a unified variational inference perspective[J].

- IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(4): 934-948.
- [15] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [16] IKKI S, AHMED M H. Performance analysis of cooperative diversity wireless networks over nakagami-m fading channel[J]. IEEE Communications Letters, 2007, 11(4): 334-336.
- [17] LEE L N, EROZ M. Method and system for providing low density parity check (LDPC) coding for scrambled coded multiple access (SCMA)[Z]. 2014.
- [18] DAHLMAN E, PARKVALL S, SKÖLD J. NR overview[M]//5G NR(Second Edition). Amsterdam: Elsevier, 2021: 57-78.
- [19] WAINWRIGHT M J. Graphical models and message-passing algorithms: some introductory lectures[M]. Cham: Springer International Publishing, 2003.
- [20] RANGAN S. Generalized approximate message passing for estimation with random linear mixing[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Symposium on Information Theory Proceedings. Piscataway: IEEE Press, 2011: 2168-2172.
- [21] 宋晓群, 金明, 贾忠杰. 一种大规模 MIMO 系统的联合用户活跃性和信号检测方法[J]. 电信科学, 2021, 37(5): 113-123.
- SONG X Q, JIN M, JIA Z J. Joint user activity and signal detection for massive multiple-input multiple-output[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(5): 113-123.

[作者简介]



余乐(1996-), 男, 电子科技大学硕士生, 主要研究方向为卫星物联网接入、抗干扰通信。

朱立东(1968-), 男, 电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为卫星通信、天地网络融合、通信信号处理等。

金亮(1986-), 男, 航天恒星科技有限公司高级工程师, 主要研究方向为高低轨卫星通信地面系统。

李佳立(1988-), 女, 航天恒星科技有限公司工程师, 主要研究方向为卫星通信系统网络设计。

刘轶伦(1996-), 男, 电子科技大学博士生, 主要研究方向为卫星抗干扰通信。

郭晟(1999-), 女, 电子科技大学硕士生, 主要研究方向为卫星通信、抗干扰通信。