

基于高斯近似的异步非正交多址接入多用户检测算法

王培森¹, 王悦能², 程波铭³, 杨悦², 叶能³

(1.北京理工大学信息与电子学院, 北京100081;

2.北京理工大学睿信书院, 北京100081;

3.北京理工大学网络空间安全学院, 北京 100081)

摘要: 码域非正交多址接入(NOMA)技术是卫星互联网实现泛在互联接入的潜在技术之一。考虑到星地传输具有大传播时延、高信道动态等特点, 地面接入设备间保持严格定时同步将导致难以忍受的时间资源开销。多用户需要在松弛的同步关系下实现接入。现有码域NOMA的多用户检测算法大多基于同步传输假设, 无法准确建模并高效缓解异步多用户传输引入的复杂干扰。为此, 将用户间的相对时延引入传统的二部因子图中构建一种新颖的多层因子图模型, 并基于此提出一种基于高斯近似的低复杂度异步多用户检测算法。该算法在每个用户的估计之间进行迭代, 并在用户之间传播估计信息改进近似。仿真结果表明, 在高信噪比区域, 所提出检测算法性能优于同步NOMA的类似算法。

关键词: 非正交多址接入; 异步; 多用户检测; 消息传递算法

中图分类号: V19

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2023009

Multi-User Detection Algorithm for Asynchronous Non-Orthogonal Multiple Access Based on Gaussian Approximation

WANG Peisen¹, WANG Yueneng², CHENG Boming³, YANG Yue², YE Neng³

1. School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

2. Ruixin Academy of Classic Learning, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

3. School of Cyberspace Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract: Code domain non-orthogonal multiple access (NOMA) is one of the potential technologies to realize ubiquitous access in the future satellite internet. Considering that satellite-to-ground transmission has the characteristics of large propagation delay and high channel dynamics, strict timing synchronization between ground devices will lead to unbearable time resource overhead. Loosed synchronization relationship are required to achieve multi-user access in satellite internet. However, most of the existing multi-user detection algorithms in code domain NOMA are based on the assumption of synchronous transmission, which cannot accurately model and effectively alleviate the complex interference introduced by asynchronous multi-user transmission. Therefore, a novel multi-layer factor graph model by introduced the relative delay among users into the traditional two-part factor graph was constructed, and a low-complexity asynchronous multi-user detection algorithm based on gaussian approximation was proposed. The proposed algorithm iterated between each user's estimates and propagated the estimated information between users to improved the approximation. Simulation results showed that in high SNR region, the performance of the asynchronous code-domain NOMA with the proposed algorithm even outperforms its synchronous counterpart.

Keywords: non-orthogonal multiple access, asynchronous, multi-user detection, message passing algorithm

收稿日期: 2022-12-15; **修回日期:** 2023-03-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62101048, No. 62071038, No. 61971038)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 62101048, No. 62071038, No. 61971038)

0 引言

物联网技术已成为一种实现人与人、人与物、物与物无障碍通信的基础设施,是信息领域一次重大的发展和变革^[1-2]。全球移动通信系统协会(GSMA)发布的《2020年移动经济》报告预测,物联网设备的接入数量将呈爆炸式增长。到2025年,全球的物联网设备连接量规模将达到246亿^[3]。除了满足城市中的基本通信需求,还将广泛分布在全球的矿洞、水下和冰原等极端的使用场景中,用于环境监测、救援搜索、灾害预警等。与此相对的,由于地面无线通信网络建设很大程度上依赖地理条件,覆盖范围有限,因此难以应对未来环境保护、领域监控等的物联业务。其连接需求对现有的地面通信网络的连接能力将会带来很大的挑战^[4]。卫星通信因具有广覆盖、低时延、宽带化、低成本特点^[5],和全天候工作、抗毁性强、灵活可靠等特殊优势^[6],已经成为下一代移动通信的发展趋势^[7]。使用卫星平台为海量物联设备提供连接服务,可以解决单位宽带成本高、部分地区通信基础设施匮乏的问题。

多址接入技术是实现卫星物联网广域海量设备接入的关键使能技术^[8]。在传统的正交多址接入(OMA)技术中,不同用户被分配到相互独立或彼此正交的资源上进行传输^[9],例如,时域、频域、码域等正交资源,以避免不同资源块之间的干扰。由于一个正交资源只允许被分配给一个用户,数据的吞吐量和设备连接数量受到严重的限制,而且由于时延和多普勒频移,其正交性总是不可避免地被破坏。因此,非正交多址接入(NOMA)技术因其大用户承载量、大系统吞吐量等优势,获得了广泛关注和研究^[10-12]。非正交多址接入技术在已有的时间、频率和空间等物理资源基础上,引入了功率域、码域等新的维度,使不同用户的信息可以叠加在相同的物理资源上^[13-14]。即通过主动在发送端引入可控干扰,在接收端设计精巧的多用户检测算法,可以进一步提高用户的连接数。

卫星物联网的技术需求如图1所示,卫星物联网面临更复杂的多址接入环境和需求。在卫星互联网的应用背

景下,直接部署基于地面移动通信设计的NOMA技术将面临严重的适配性问题^[15]。现有的NOMA技术大多基于同步传输设计,考虑卫星通信场景下星地传输链路具有大信道动态和大传输时延的显著特点,采用星地间多轮信令交互实现信号同步会导致难以容忍的时间开销,地面设备间也因此难以实现严格的定时同步,造成了异步的干扰。因此,卫星通信场景下的多址接入无法直接承袭传统的非正交多址接入的技术方案,需在此基础上解决异步传输干扰等星地信道特性带来的困难^[16]。具体体现为,卫星物联网的异步传输特性导致了非正交信号碰撞,易造成用户间不可控的互干扰,破坏了传统非正交多址用户间的互干扰约束关系,降低了传输的鲁棒性。为了解决上述问题,用户之间可以适当松弛同步关系,此时多用户信号呈现异步NOMA的传输方式。然而,异步NOMA传输相比传统同步NOMA传输,会面临更严重的用户间互相干扰问题^[17]。

目前的NOMA技术中多用户检测算法的设计,大部分基于同步传输的假设,例如最小均方误差-串行干扰抵消(MMSE-SIC)^[18],该算法将用户间的干扰统一视为噪声,并且逐个用户进行直接检测。尽管这使其更易于推广到异步传输系统中,但也使该算法不能充分利用用户间干扰的结构特点。此外,还有与此思路相反的算法,即充分利用用户间干扰的结构特点而设计的算法。例如消息传递算法(MPA)^[19],该算法利用因子图模型,充分刻画了同步NOMA过程中的干扰模式。基于该因子图部署和积算法,通过多次迭代可以实现近似最大后验概率估计(MAP)的检测性能。类似的还有期望传播算法(EPA)^[20-22],其可以视作MPA的简化算法,它将MPA中复杂的和积计算利用高斯近似,简化为简单的高斯分布的均值和方差的计算,因而能以线性复杂度来近似达到MPA的检测性能。上述算法无论从因子图还是算法流程上,都不能建模表示异步干扰或者直接减少干扰。原因在于,异步干扰中每个符号的被干扰区域可以扩展到相邻的间隔。

为了在NOMA中抑制异步干扰,参考文献[23]提出了基于上行链路异步交错分割多址接入的基本信号估计的方法,该方法针对符号异步NOMA系统,提出了一种新的消息传递检测方法,并通过推导检测器的信噪比(SNR)来分析其性能。该方法并不能适用于码域NOMA这样的基于符号扩展的技术。对于异步上行稀疏码多址接入,参考文献[24]提出了3种算法,分别是置信度传播的消息传递算法(BP-MPA)、等增益置信度传播的消息传递算法(BP-EGC-MPA)和局部相位相干算法。上述方法均基于消息传递算法而设计,根据异

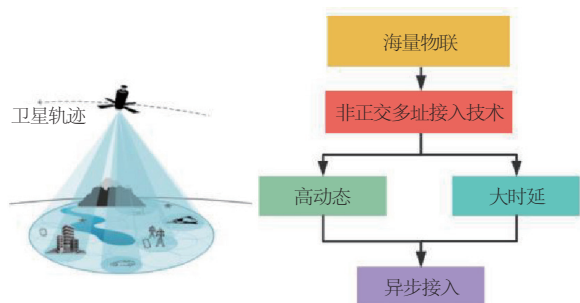


图1 卫星物联网的技术需求

步特性进行优化调整。由于消息传递算法的高复杂性，这些方法均不适合稠密扩展的码域NOMA的异步检测。总之，在相关领域中，仍缺少针对基于稠密扩展的码域NOMA的异步检测算法的研究。

为了解决基于稠密扩展的码域NOMA的异步检测，本文提出一种新型的异步码域NOMA的多用户检测算法。不同于同步NOMA传输，异步传输导致用户间干扰扩展到了相邻的符号，具有更复杂的干扰形式。为了清晰地表征这种异步干扰，本文建立一种新颖的因子图。通过将传统的同步NOMA二部因子图中引入用户时延特征，形成了一个新颖的多层因子图模型；随后，为了实现低复杂度的多用户信号检测，本文基于多层因子图利用高斯近似提出一种低复杂度的消息传递算法。该算法首先利用高斯分布拟合真实的干扰信号概率分布；然后将层内得到的估计在层间传播以获得更准确的近似。仿真结果表明，采用该算法的异步码域NOMA在高信噪比区域的性能优于同步NOMA。

1 系统模型

1.1 上行异步码域NOMA系统模型

如图2所示，考虑一个用于码域NOMA的异步上行系统，其中包括 K 个独立用户和一个基站。用户和基站均配置一副天线。在每一帧中，第 k 个用户的二进制信息比特向量 $\mathbf{b}_k = [b_k^1, \dots, b_k^i, \dots, b_k^L]^T$ 通过二进制相移键控（BPSK）调制器被首先调制为 $\mathbf{c}_k = [c_k^1, \dots, c_k^i, \dots, c_k^L]^T$ ，其中 $[\]^T$ 表示向量或者矩阵的转置， L 是帧的长度。然后，每一个已调制的符号 c_k^i ， $1 \leq i \leq L$ ，将会被扩频以生

成一个个扩展码字 $\mathbf{x}_k^i$ 。扩频序列 $\mathbf{w}_k$ 因用户而异，即每个用户具有特定的扩频序列。上述过程可以表述为

$$\mathbf{x}_k^i = c_k^i \cdot \mathbf{w}_k = [x_{k,1}^i, \dots, x_{k,n}^i, \dots, x_{k,N}^i]^T \quad (1)$$

其中， N 为扩频因子，即被占用的正交物理资源的数量。

因此，系统过载可以用 $\eta = K/N \times 100\%$ 表示。

定义第 k 个用户的传输符号矩阵 $\mathbf{X}_k = [\mathbf{x}_k^1, \dots, \mathbf{x}_k^i, \dots, \mathbf{x}_k^L]^T$ ，然后与 $s(t)$ 卷积，产生连续的发射波形信号。第 k 个用户在第 n 个正交资源上的传输信号由下式给出

$$x_{k,n}(t) = \sum_{i=1}^L x_{k,n}^i s(t - (i-1)T) \quad (2)$$

其中， T 为每个符号的时间间隔， $s(t)$ 为单位能量的脉冲整形波形。此外，用 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_k, \dots, \mathbf{X}_K]^T$ 表示一帧内 K 个用户的传输符号向量的集合。

在符号异步传输系统中，每个用户的信号到达接收端有一个特定的时延，本文假设该时延在一个符号间隔 T 以内，因为大于 T 的时延可以通过帧同步来消除，而帧同步比符号同步^[25]更为简单。用 τ_k 表示第 k 个用户的时延，为了不失一般性，设定 $0 < \tau_1 < \dots < \tau_K < T$ ，则接收到的信号可以表示为

$$y_n(t) = \sum_{k=1}^K h_{k,n} x_{k,n}(t - \tau_k) + z_n(t) \quad (3)$$

其中， $h_{k,n}$ 表示第 k 个用户在第 n 个资源元素上的信道系数， $z_n(t)$ 表示 $y_n(t)$ 上的噪声。在接收端，部署一组匹配滤波器，为 K 个用户生成 K 个离散检测符号序列。对于第 k 个用户， $y_n(t)$ 首先与其特定的时延对齐，然后进行

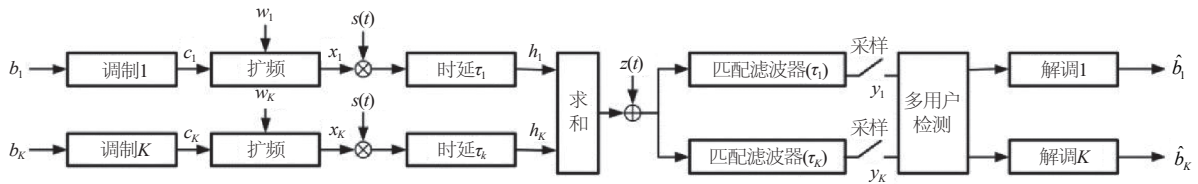


图2 上行符号-异步码域NOMA系统

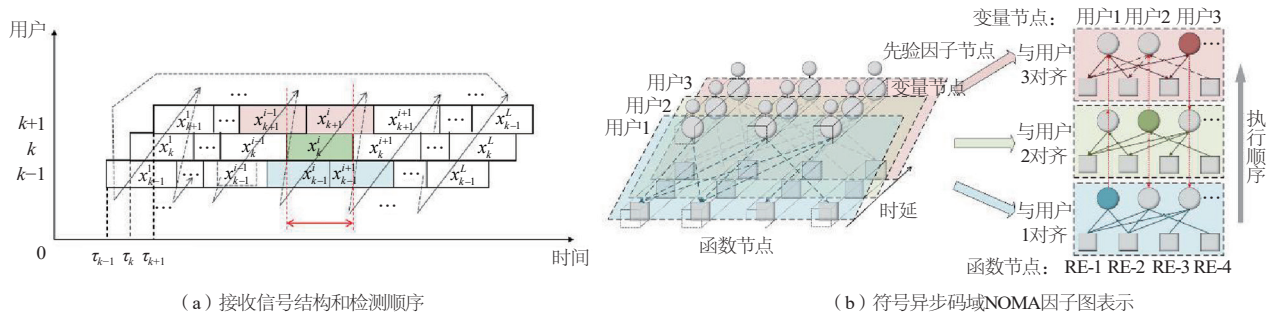


图3 信号模型和三维因子图模型

匹配过滤, 并下采样生成离散符号 $y_{k,n}^i$ 。该过程可以由下式表示

$$\begin{aligned} y_{k,n}^i &= y_n(t) \cdot \text{MF}(\tau_k) \\ &= \int_{(i-1)T+\tau_k}^{iT+\tau_k} y_n(t) s(t - (i-1)T - \tau_k) dt \\ &= h_{k,n}^i x_{k,n}^i + \sum_{m \neq k} h_{m,n} \rho_{m,k} x_{m,n}^i \\ &\quad + \sum_{m > k} h_{m,n} v_{m,k} x_{m,n}^{i+1} + \sum_{m < k} h_{m,n} v_{m,k} x_{m,n}^{i-1} + z_{k,n}^i \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $z_{k,n}^i$ 是 $y_{k,n}^i$ 上的加性高斯白噪声 (AWGN), 即 $z_{k,n}^i \sim \text{CN}(0, N_0)$ 。 $\text{CN}(\mu, \xi)$ 表示均值为 μ 、方差为 ξ 的复高斯分布。符号 $\rho_{m,k}$ 和 $v_{m,k}$ 表示自相关系数, 具体分别由 $\rho_{m,k} = \int_0^1 s(t - |\tau^m - \tau^k|) s(t) dt$ 和

$$v_{m,k} = \int_0^T s(t - (T - |\tau^m - \tau^k|)) s(t) dt \text{ 确定。}$$

由式 (4) 可以看出 $x_{k,n}^i$ 受到4种相邻符号的干扰, 即 $x_{m,n}^i$ ($m \neq k$) 和 $x_{m,n}^{i+1}$ ($m < k$), 以及 $x_{m,n}^{i-1}$ ($m > k$), 展示于图3 (a) 中, 可以观察到, 与同步NOMA相比, 异步NOMA干扰不仅包含同一时隙的用户间干扰 $x_{m,n}^i$ 和信道噪声 $z_{k,n}^i$, 还包含来自相邻时隙符号 $x_{m,n}^{i+1}$ 、 $x_{m,n}^{i-1}$ 的干扰。最后用 $\mathbf{y}_k^2 = [y_{k,1}^2, \dots, y_{k,n}^2, \dots, y_{k,N}^2]^T$ 表示后处理的离散信号 $y_{k,n}^i, \forall n$ 的集合。

1.2 接收机模型

考虑使用一种无外循环的迭代多用户接收机。假设接收端已经获取了最理想接收时延 τ_k 和信道状态信息 $h_{k,n}, \forall k, n$ 。相应的, 多用户检测器对用户的传输符号进行软估计, 即外在对数似然比 (LLR) $A(\mathbf{x}_k^i)$, 其定义如下

$$A(\mathbf{x}_k^i) = \log \frac{\sum_{\mathbf{x}_k \in M_k^{i,+}} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y})}{\sum_{\mathbf{x}_k \in M_k^{i,-}} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Y})} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{Y}$ 是 $y_{k,n}^i (\forall i, k)$ 的集合, 定义如下

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^1 & \cdots & \mathbf{y}_1^L \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{y}_K^1 & \cdots & \mathbf{y}_K^L \end{bmatrix} \quad (6)$$

符号 $M_k^{i,-}$ 和 $M_k^{i,+}$ 分别定义为

$$\begin{aligned} M_k^{i,-} &\triangleq \{(\mathbf{x}_k^1, \dots, \mathbf{x}_k^{i-1}, -\mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k^{i+1}, \dots, \mathbf{x}_k^L) : \mathbf{x}_k^r \in \{\pm \mathbf{w}_k\}, r \neq i\} \\ \text{和 } M_k^{i,+} &\triangleq \{(\mathbf{x}_k^1, \dots, \mathbf{x}_k^{i-1}, +\mathbf{w}_k, \mathbf{x}_k^{i+1}, \dots, \mathbf{x}_k^L) : \mathbf{x}_k^r \in \{\pm \mathbf{w}_k\}, r \neq i\}。 \end{aligned}$$

如果利用最大后验检测直接计算式 (5), 将会具有 $O(M^{2K-1})$ 的复杂度, 在实际中难以实现; 并且, 传统检测算法, 如MPA、EPA等, 基于同步NOMA设计, 无法充

分刻画异步干扰模式。为此, 针对异步码域NOMA需要设计低复杂度的多用户检测算法。

2 提出的因子图模型与消息传递算法

传统基于同步NOMA构建的二部因子图不能表征异步系统的用户间干扰。为了解决这一问题, 本文提出一种新颖的多层因子图, 在不同用户和不同时隙之间引入基于高斯近似的消息传递机制, 进行多用户检测。

2.1 多层因子图模型表征

下面将联合概率分布 $P(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 因式分解构建三维因子图模型 $\Psi(V, F)$, 清晰地描述异步传输中用户间干扰。

根据贝叶斯公式, 联合概率密度 $P(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 的因式分解由式(7)给出

$$\begin{aligned} P(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) &= P(\mathbf{Y} | \mathbf{X}) P(\mathbf{X}) \\ &= \prod_{i=1}^L \prod_{k=1}^K \prod_{n=1}^N P(y_{k,n}^i | \mathbf{X}) \prod_{i=1}^L \prod_{k=1}^K P(\mathbf{x}_k^i) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $P(\mathbf{Y} | \mathbf{X})$ 为接收信号的似然函数, $P(\mathbf{X})$ 为发送信号的先验概率, 并且假设用户间发送和接收信号满足独立同分布。

如图3 (b) 所示, 本文提出了一种的多层因子图模型 $\Psi(V, F)$, 它是由多个用户的子因子图叠加组成的, 这些子因子图按用户时延增大方向层层叠加。在基本组成上, 该因子图与传统的因子图类似, 包含变量节点 (VN)、函数节点 (FN)、先验因子节点 (PFN) 和无向边几个部分。其中, 传输的符号 $X_k (k=1, \dots, K)$ 用变量节点 $v \in V$ 表示, 而接收信号 $y_n (n=1, \dots, N)$ 的似然函数用函数节点 $f \in F$ 表示。先验因子节点则表示发送符号的先验概率, 变量节点和函数节点之间的无向边表示两者之间传递的消息。

由式 (4) 和图3 (a) 可以看出, 对任一用户发送的一帧符号内, 除去帧头和帧尾, 其余每一个符号受到的干扰都是类似的, 因此对任一用户 k 仅需建立一层子因子图用于估计其在发送的符号 $\mathbf{x}_k^i$, 这样按符号逐个进行, 即可完成对整个帧序列的估计。每层子因子图如图3 (b) 所示。在每一个用户的子因子图中, 该用户传输的符号 $\mathbf{x}_k^i$ 用其中的一个变量节点表示, 即图中有颜色的节点。下方函数节点中, 第 n 个函数节点表示接收信号 $y_{k,n}^i$ 的似然函数。其余灰色的变量节点表示其他用户对该符号的干扰符号 $\mathbf{x}_q^u, \forall q \neq k$ 。由于这些干扰符号中既包含其他用户的同步干扰, 又包含相邻时隙的异步干扰, 结合图3 (a) 中干扰的特点, 定义其中上标的 $u \in V_q^{[x_k]}$, $V_q^{[x_k]}$ 是表示在第 k 个用户的子因子图上第 q 个用户的干扰符号索引的集合。当 $q < k$ 时, 定义 $V_q^{[x_k]}$ 为 $\{i, i+1\}$, 而当 $q > k$ 时, $V_q^{[x_k]}$ 为

$\{i-1, i\}$, 用 $|V_q^{[X_k]}|$ 表示索引的值。

此外, 为了提高检测精度, 在子因子图之间还引入了有向边, 即图3中红色虚线部分, 负责传递相邻的子因子图间的估计信息。即每层因子图该用户传输的符号 x_k^i 后, 将该符号信息沿有向边传递给其他用户进行辅助估计。

2.2 基于多层因子图的高斯近似消息传递算法

本文利用高斯近似原理提出了一种低复杂度的异步多用户检测方案, 并将其部署在上文提出的多层因子图模型中进行符号估计。此外, 每层因子图得到的估计信息将在层间进行传递, 用于辅助其他层上信号的估计。

具体而言, 在第 k 个用户的子因子图中, 符号置信度和传递的消息可以被近似为高斯分布^[26]。因此, 如果用 $P^{i_{\text{iter}}}(x_{k,n}^i)$ 表示 $x_{k,n}^i$ 在第 i_{iter} 次迭代的符号置信度估计值, 则有

$$P^{i_{\text{iter}}}(x_{k,n}^i) \propto \text{CN}(\mu_{k,n}^{i,i_{\text{iter}}}, \xi_{k,n}^{i,i_{\text{iter}}}) \quad (8)$$

其中, $\mu_{k,n}^{i,i_{\text{iter}}}$ 和 $\xi_{k,n}^{i,i_{\text{iter}}}$ 分别表示近似高斯分布的均值和方差。为符号表述简便起见, 后文叙述中将省略上标 i_{iter} 。

定义 $I_{f_n \rightarrow q}^{j[X_k]}$ 为在第 k 个用户的子因子图中, 第 n 个函数节点传递给第 q 个变量节点的消息, 其中 $j \in V_q^{[X_k]}$ 。类似地, 定义第 q 个变量节点传递给第 n 个函数节点的消息为 $I_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}$ 。

同样的, 由于传递的消息也服从近似高斯分布, 则 $I_{f_n \rightarrow q}^{j[X_k]}$ 和 $I_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}$ 的分布满足下式

$$I_{f_n \rightarrow q}^{j[X_k]} \propto \text{CN}(\mu_{f_n \rightarrow q}^{j[X_k]}, \xi_{f_n \rightarrow q}^{j[X_k]}) \quad (9)$$

$$I_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} \propto \text{CN}(\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}, \xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}) \quad (10)$$

特别的, 式(10)中上标 $[X_k]$ 表明该变量属于第 k 个用户的子因子图, 仅在该因子图中被计算。

在函数节点这一侧, 式(4)中接收信号 $y_{k,n}$, 由 $x_{k,n}^i$ 、 $n_{k,n}^i$ 和用户间干扰构成。由于用户间干扰也可被投影为高斯分布, 因此通过式(4)求出其均值 $\mu_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}$ 和方差 $\xi_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}$, 如下式所示

$$\mu_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]} = \frac{1}{\rho_{k,k} h_{k,n}} \left(y_{k,n} - \sum_{l, l \neq k} h_{l,n} \rho_{l,k} \mu_{l \rightarrow f_n}^{i[X_k]} - \sum_{l < k} h_{l,n} \nu_{l,k} \mu_{l \rightarrow f_n}^{i+1, [X_k]} - \sum_{l > k} h_{l,n} \nu_{l,k} \mu_{l \rightarrow f_n}^{i-1, [X_k]} \right) \quad (11)$$

以及

$$\xi_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]} = \frac{1}{|\rho_{k,k} h_{k,n}|^2} \left(N_0 + \sum_{l, l \neq k} |h_{l,n} \rho_{l,k}|^2 \xi_{l \rightarrow f_n}^{i[X_k]} + \sum_{l < k} |h_{l,n} \nu_{l,k}|^2 \xi_{l \rightarrow f_n}^{i+1, [X_k]} + \sum_{l > k} |h_{l,n} \nu_{l,k}|^2 \xi_{l \rightarrow f_n}^{i-1, [X_k]} \right) \quad (12)$$

定义向量 $\mathbf{a}_k$ 为第 k 个用户所有可能发送的码字, 并用 $a_{k,n}$ 表示其第 n 个元素。根据贝叶斯估计, 后验概率 $p(x_k^i = a_k | \mathbf{Y})$ 可以根据式(13)计算得到

$$p(x_k^i = a_k | \mathbf{Y}) \propto I_{\Delta_{k,j} \rightarrow k}(\mathbf{a}_k) \prod_{n=1}^N I_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]} \quad (13)$$

其中, $I_{\Delta_{k,j} \rightarrow k}(\mathbf{a}_k)$ 是 $\mathbf{a}_k$ 的先验概率, 同时 $I_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}$ 由下式给出

$$I_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]} \propto \frac{1}{\pi \xi_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}} \exp\left(-\frac{|a_{k,n} - \mu_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}|^2}{\xi_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}}\right) \quad (14)$$

用 X_k 表示第 k 个用户的码本, 即该用户发送的所有码字的集合。它的势为 $|X_k|$, 则有 $|X_k| = M$, 其中 $\log_2 M$ 代表调制阶数。如果考虑 x_k^i 等概率的情况, 可以得到 $I_{\Delta_{k,j} \rightarrow k}(\mathbf{a}_k) = p(x_k^i = a_k) = 1/M$ 。

由期望和方差的定义, 式(8)中的符号 $\mu_{k,n}^i$ 和 $\xi_{k,n}^i$ 被分别给出

$$\mu_{k,n}^i = \sum_{a_k \in X_k} p(x_k^i = a_k | \mathbf{Y}) a_{k,n} \quad (15)$$

$$\xi_{k,n}^i = \sum_{a_k \in X_k} p(x_k^i = a_k | \mathbf{Y}) |a_{k,n} - \mu_{k,n}^i|^2 \quad (16)$$

值得注意的是, 类似于 $\mu_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}$ 和 $\xi_{f_n \rightarrow k}^{i[X_k]}$, 只有 $p(x_k^i | \mathbf{Y})$, $\mu_{k,n}^i$ 和 $\xi_{k,n}^i$ 在第 k 个用户的子因子图中被计算估计。这意味着其他在与 x_k^i 对齐的子因子图中的变量节点的 $\mu_{q,n}^j$ 和 $\xi_{q,n}^j$ ($q \neq k$) 将不会在此因子图中被计算, 而是由与之对应的负责估计 x_q^i 的第 q 个用户子因子图传递而来, 其中 $\forall j \neq i$ 。

在变量节点这一侧, 只有符号 x_q^i 在第 k 个用户的子因子图中被估计, 将式(8)~式(10)代入消息传递准则, 可以得到每个变量节点传递给函数节点的消息形式, 即

$$I_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} = P(x_{q,n}^j) / I_{f_n \rightarrow q}^{j[X_k]} \quad (17)$$

对于该因子图中的任意的第 q 个变量节点, $q = k$ 时, 即该节点为本层要估计的变量节点。其方差 $\xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}$ 和均值 $\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}$ 由下式给出

$$\xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} = \left(\frac{1}{\xi_{q,n}^j} - \frac{1}{\xi_{f_n \rightarrow q}^{j[X_k]}} \right)^{-1} \quad (18)$$

$$\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} = \mu_{q,n}^j \quad (19)$$

其余 $q \neq k$ 的变量节点, 作为干扰的其他变量节点, 其方差 $\xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}$ 和均值 $\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]}$, 将分别由第 q 个用户的子因子图传递估计, 结果直接传入本层因子图, 即

$$\xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} = \xi_{q,n}^j \quad (20)$$

$$\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} = \mu_{q,n}^j \quad (21)$$

注意, 式(20)和式(21)中的 $\xi_{q,n}^j$ 和 $\mu_{q,n}^j$ 是在第

$(i_{\text{iter}} - \delta_q^{j[X_k]})$ 次迭代中计算得到的, 其中 $\delta_q^{j[X_k]}$ 是一个标志函数, 定义如下

$$\delta_q^{j[X_k]} \triangleq \begin{cases} 1, & (q > k, j = i) \cup (q < k, j = i + 1) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (22)$$

上述过程将从帧头开始迭代至帧尾, 原因如图3(a)所示, 处于帧头的符号, 特别是时延小的符号, 受到的用户间干扰较小。先估计帧头得到的结果误差较小, 后续再将估计结果传递给其他用户的因子图, 辅助其他符号的估计可以提升检测精度, 加快算法收敛。因此按照此顺序, 在帧尾处, 较小时延的用户被首先检测到。当迭代结束后, 似然比 $\Lambda(x_k^i)$ 可以由式(5)计算。最后, 整个流程见算法1。

算法1 基于多层因子图的高斯近似消息传递算法

输入: 扩频序列, 调制类型, 信道系数, 噪声方差, 迭代次数

输出: 后验似然比

```

1: // 初始化
2:  $\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} = 0, \xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k]} = 1 \ 000$ 
3: // 迭代
4: for  $i_{\text{iter}} = 1 : N_{\text{iter}}$  do
5:   for  $i = 1 : L$  do
6:     for  $k = 1 : K$  do
7:       // 更新函数节点:
8:       通过式(11)~式(12)计算  $\mu_{f_n \rightarrow k}^{j[X_k^i]}$  和  $\xi_{f_n \rightarrow k}^{j[X_k^i]}$ 
9:       通过式(13)计算  $p(x_k^i | Y)$ 
10:      通过式(15)~式(16)计算  $\mu_{k,n}^i$  和  $\xi_{k,n}^i$ 
11:      // 更新变量节点:
12:      若  $q = k$ , 通过式(18)~式(19)计算  $\xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k^i]}$  和  $\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k^i]}$ 
13:      若  $q \neq k$ , 通过式(20)~式(21)计算  $\xi_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k^i]}$  和  $\mu_{q \rightarrow f_n}^{j[X_k^i]}$ 
14:    end for
15:  end for
16: end for
17: // 计算似然比
18: 通过式(5)计算后验似然比  $\Lambda(x_k^i)$ 

```

3 仿真结果

本节主要仿真前文提出的用于异步代码域NOMA的基于多层因子图的高斯近似消息传递算法的链路级性能。仿真参数设置见表1。

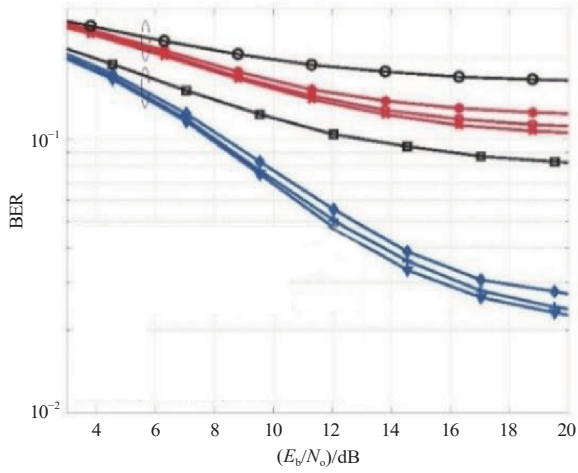
表1 仿真参数设置

参数	设定值
调制方式	BPSK
扩频序列 w_k	WBE-based 码
波形 $s(t)$	根升余弦波
滚降系数 α	0.6
时延 τ_k	[0, T] 上的均匀分布
过载率 η	200%, 300%
扩频因子 N	4, 6
信道	AWGN
帧长 L	4, 8, 16
迭代次数 N_{iter}	5次

图4比较了本文提出的基于MMSE的高斯近似消息传递的多用户检测算法在不同帧长和过载率下的性能。结果表明, 无论 $\eta = 200\%$ 还是 $\eta = 300\%$, 该算法都在误码率上取得了显著的改善。例如, 当 $\eta = 200\%$ 时, 该算法在误码率为 10^{-1} 时, 相比直接采用MMSE检测可以获得 4 dB的信噪比增益。此外可以看出, 该算法的误差平层被明显降低, 低信噪比下, 由帧长引起的误码率差异较小。此外, 其复杂度为 $O(N_{\text{iter}} L K N M)$ 。最后, 可以观察到, 增加帧长能带来明显的性能提升, 产生这一现象的原因可以由空间耦合理论证实。空间耦合理论认为: 当采用置信传播算法或其简化算法对具有空间耦合特征的信号进行估计时, 随着帧长的增加, 接收机性能逐渐接近最大后验检测。在异步NOMA系统中, 一个发送的符号被分布在两个相邻的符号间隔上, 即耦合在了空间中的两个时隙中, 而所提高斯近似消息传递的多用户检测算法可以被认为是简化的置信传播算法。因此, 随着帧长的增加, 接收机性能可以逐渐提升。值得注意的是, 帧长度 L 由4增加到8获得的提升要多于由8增加到16获得的提升, 意味着适当增加帧长可以在处理时延和性能之间取得折衷。

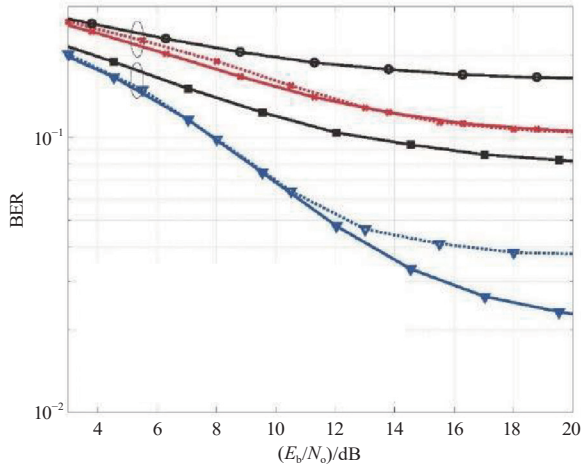
图5对比了在不同过载率下, 使用所提算法的异步NOMA和传统的同类算法的同步NOMA之间的性能比较。当 $\eta = 200\%$ 时, 在高信噪比区域, 本文提出的高斯近似消息传递的多用户检测算法显示出了显著的优势。当 $\eta = 300\%$ 时, 两种算法的性能基本持平, 本文提出的算法甚至略高于同步NOMA中的期望传播算法。

图6对比了在两种信噪比下, 固定帧长的QPSK调制下, 使用所提算法的异步NOMA和使用传统的同类算法的同步NOMA之间的性能比较。可以看出, 该算法在两种过载率下, 低信噪比时, 和同步NOMA的算法差距均较小。但在信噪比较高时, 则表现出明显的优势, 且随着



图注：— Proposed 3D-EPA, $\eta=200\%$, $L=4$ — Proposed 3D-EPA, $\eta=200\%$, $L=8$
— Proposed 3D-EPA, $\eta=200\%$, $L=16$ — Asyn.MMSE, $\eta=200\%$
— Proposed 3D-EPA, $\eta=300\%$, $L=4$ — Proposed 3D-EPA, $\eta=300\%$, $L=8$
— Proposed 3D-EPA, $\eta=300\%$, $L=16$ — Asyn.MMSE, $\eta=300\%$

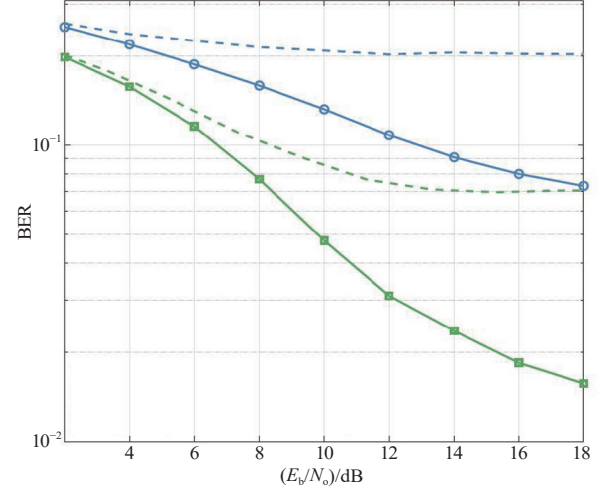
图4 基于MMSE的高斯近似消息传递的多用户检测算法在不同帧长和过载率下的性能比较



图注：— Proposed 3D-EPA, $\eta=200\%$, $N=4$, $L=16$ — Syn.EPA, $\eta=200\%$
— Asyn.MMSE, $\eta=200\%$ — Proposed 3D-EPA, $\eta=300\%$, $N=4$, $L=16$
— Syn.EPA, $\eta=300\%$ — Asyn.MMSE, $\eta=300\%$

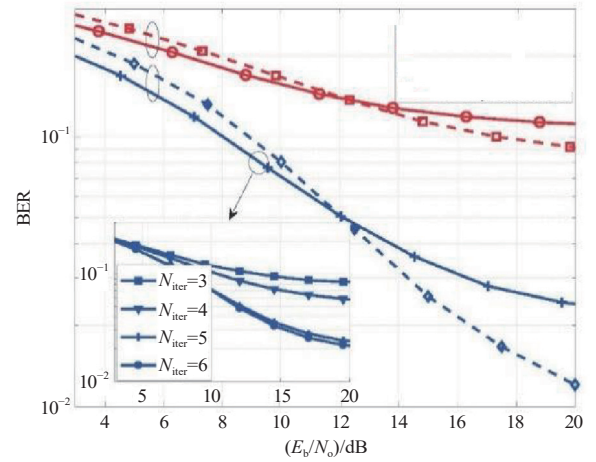
图5 不同过载率下，使用所提算法的异步NOMA和传统的同类算法的同步NOMA之间的性能比较

信噪比增大，优势更加显著。在信噪比足够大时， $\eta=200\%$ 的高斯近似消息传递的多用户检测算法的性能甚至和 $\eta=150\%$ 时的传统算法性能相当。该结果表示本文提出的算法在QPSK等更高阶的调制方式中也适用，并且其性能仍然优于采用类似算法的同步NOMA系统。此外，本文提出的算法和传统同步NOMA的检测算法的复杂度相同，均为 $O(N_{\text{iter}}LKNM)$ ，并没有因为系统异步的特性带来额外的开销。而以上两类结果均表明，如果在接收端有精巧的多用户检测算法，异步码域NOMA也可以达到



图注：— Proposed 3D-EPA, $\eta=200\%$, $N=4$, $L=8$ QPSK
— Proposed 3D-EPA, $\eta=150\%$, $N=4$, $L=8$ QPSK
— Syn. EPA, $\eta=150\%$, $N=4$ QPSK
— Syn. EPA, $\eta=200\%$, $N=4$ QPSK

图6 QPSK调制下，使用所提算法的异步NOMA和使用传统的同类算法的同步NOMA之间的性能比较



图注：— $N=6$, $\eta=200\%$, $L=8$ — $N=6$, $\eta=300\%$, $L=8$
— $N=4$, $\eta=200\%$, $L=8$ — $N=4$, $\eta=300\%$, $L=8$

图7 基于多层因子图的高斯近似消息传递算法在不同扩频因子下的误码率性能比较

和同步NOMA类似甚至更好的性能。

图7比较了基于多层因子图的高斯近似消息传递算法在不同扩频因子下的误码率性能，并阐述了其收敛性能。结果表明，该算法在 $N=6$ 且 $\eta=200\%$ 时误差下限明显优于其他情形。以上结果表明，具有较长扩频码的码域的NOMA是异步传输的首选。改变该情形下的迭代次数，可以看出该算法经过6次迭代基本收敛。

为了进一步实现研究成果的工程转化，未来本方案还需要提升算法的并行处理能力，并降低信号处理时延。

参考文献：

- [1] CHEN S Z, LIANG Y C, SUN S H, et al. Vision, requirements, and technology trend of 6G: how to tackle the challenges of system coverage, capacity, user data-rate and movement speed[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(2): 218-228.
- [2] AL-FUQAHA A, GUIZANI M, MOHAMMADI M, et al. Internet of things: a survey on enabling technologies, protocols, and applications[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 17(4): 2347-2376.
- [3] Mobile Economy 2020-China. Global system for mobile communications assembly[R]. 2020.
- [4] CHETTRI L, BERA R. A comprehensive survey on Internet of Things (IoT) toward 5G wireless systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(1): 16-32.
- [5] NGUYEN D C, DING M, PATHIRANA P N, et al. 6G Internet of things: a comprehensive survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(1): 359-383.
- [6] WANG A H, WANG P S, MIAO X Q, et al. A review on non-terrestrial wireless technologies for Smart City Internet of Things[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2020, 16(6).
- [7] YE N. Help from space: grant-free massive access for satellite-based IoT in the 6G era[J]. *Digital Communications and Networks*, 2022, 8(2): 215-224.
- [8] GUI G, LIU M, TANG F X, et al. 6G: opening new horizons for integration of comfort, security, and intelligence[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(5): 126-132.
- [9] LUK, WU Z J, SHAOX B. A survey of non-orthogonal multiple access for 5G[C]//*Proceedings of 2017 IEEE 86th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [10] YE N, AN J P, YU J H. Deep-learning-enhanced NOMA transceiver design for massive MTC: challenges, state of the art, and future directions[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(4): 66-73.
- [11] PAN J X, YE N, YU H X, et al. AI-driven blind signature classification for IoT connectivity: a deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(8): 6033-6047.
- [12] DING Z G, LEI X F, KARAGIANNIDIS G K, et al. A survey on non-orthogonal multiple access for 5G networks: research challenges and future trends[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2017, 35(10): 2181-2195.
- [13] YE N, LI X M, YU H X, et al. Deep NOMA: a unified framework for NOMA using deep multi-task learning[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(4): 2208-2225.
- [14] 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.
- [15] SHAHAB M B, ABBAS R, SHIRVANIMOGHADDAM M, et al. Grant-free non-orthogonal multiple access for IoT: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(3): 1805-1838.
- [16] KODHELI O, LAGUNAS E, MATURO N, et al. Satellite communications in the new space era: a survey and future challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 23(1): 70-109.
- [17] WANG P S, YE N, LI J G, et al. Asynchronous multi-user detection for code-domain NOMA: expectation propagation over 3D factor-graph[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(10): 10770-10781.
- [18] 3GPP. Study on non-orthogonal multiple access (NOMA): TR 38.812[S]. 2020.
- [19] HOSHYAR R, WATHAN F P, TAFAZOLLI R. Novel low-density signature for synchronous CDMA systems over AWGN channel[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(4): 1616-1626.
- [20] MENG X M, WU Y Q, CHEN Y, et al. Low complexity receiver for uplink SCMA system via expectation propagation[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [21] CÉSPEDES J, OLMOS P M, SÁNCHEZ-FERNÁNDEZ M, et al. Expectation propagation detection for high-order high-dimensional MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2014, 62(8): 2840-2849.
- [22] WANG P, LIU L B, ZHOU S, et al. Near-optimal MIMO-SCMA uplink detection with low-complexity expectation propagation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(2): 1025-1037.
- [23] LIU J M, LI Y, SONG G H, et al. Detection and analysis of symbol-asynchronous uplink NOMA with equal transmission power[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(4): 1069-1072.
- [24] YU Q Y, LI H Y, MENG W X, et al. Sparse code multiple access asynchronous uplink multiuser detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(6): 5557-5569.
- [25] VERDU S. The capacity region of the symbol-asynchronous Gaussian multiple-access channel[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1989, 35(4): 733-751.

- [26] MINKA T P. Expectation Propagation for approximate Bayesian inference[EB]. 2013.

[作者简介]



王培森（1995-），北京理工大学信息与电子学院博士生，主要研究方向为非正交多址接入、空天通信等。



王悦能（2001-），北京理工大学睿信书院本科生，主要研究方向为空天网络通信等。



程波铭（1998-），北京理工大学网络空间安全学院硕士生，主要研究方向为非正交多址、通信信号处理等。



杨悦（2003-），北京理工大学睿信书院本科生，主要研究方向为空天网络与安全通信等。



叶能（1993-），北京理工大学网络空间安全学院特别副研究员，硕士生导师，主要研究方向为非正交多址接入、空天智能安全通信等。