

卫星物联网中基于状态位置信息的低复杂度 SCMA 多用户检测算法

甄立, 王嘉浩, 何华, 卢光跃

(西安邮电大学通信与信息工程学院(人工智能学院), 陕西 西安 710121)

摘要: 卫星物联网是 6G 实现万物智联的关键所在, 而其频谱资源和星上载荷的双重受限性, 给海量用户的接入效能提升带来严峻挑战。针对稀疏码多址接入 (SCMA, sparse code multiple access) 星载接收机多用户检测效率低下问题, 考虑迭代过程中码字发送概率的差异性, 提出一种基于状态位置信息的对数域消息传递算法 (SPI-Log-MPA, state position information based log message passing algorithm)。该算法根据用户码字状态位置的变化情况, 在迭代检测过程中通过减少不可靠码字、提前对稳定用户进行解码、设立奖惩机制对非稳定用户进行解码等措施, 显著提升了检测效率。在此基础上, 对阶段设置与状态位置信息矩阵两方面进行优化, 提出两阶段的改进算法, 进一步加快了收敛速度。复杂度分析与仿真结果表明, 所提算法在保证误码率性能的前提下具有更低的计算复杂度。

关键词: 卫星物联网; 稀疏码多址接入; 多用户检测; 消息传递算法; 状态位置信息

中图分类号: TN927

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00422

A low-complexity SCMA multi-user detection algorithm based on state position information for satellite IoT

ZHEN Li, WANG Jiahao, HE Hua, LU Guangyue

School of Communications and Information Engineering & School of Artificial Intelligence, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China

Abstract: Satellite-based Internet of Things is critical to realize the intelligent connection of all things in 6G. However, the dual constraints of spectrum resources and onboard payload capabilities present significant challenges in enhancing access efficiency for a massive number of users. To deal with the problem of low multi-user detection efficiency in satellite-borne receivers utilizing sparse code multiple access (SCMA), a state position information based log message passing algorithm (SPI-Log-MPA) by taking the variability of the transmission probability of codewords during the iterative process into account was proposed. Through reducing unreliable codewords, decoding stable users in advance, and implementing a reward and penalty mechanism for unstable users, the proposed algorithm significantly improves detection efficiency. In addition, a two-phase improved algorithm was also proposed by optimizing both the phase setting and state position information matrices, which further accelerates the algorithm convergence. Complexity analysis and simulation results demonstrate that the proposed two algorithms can achieve lower computational complexities while maintaining the bit error rate (BER) performance.

Key words: satellite Internet of things, sparse code multiple access, multi-user detection, message passing algorithm, state position information

收稿日期: 2024-07-12; 修回日期: 2025-02-23

通信作者: 甄立, lzhen@xupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61901370); 陕西省创新能力支撑计划 (No. 2023KJXX-062); 陕西省重点研发计划 (No. 2024GX-YBXM-064); 陕西省教育厅重点项目 (No. 23JS057)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 61901370), The Innovation Capability Support Program of Shaanxi (No. 2023KJXX-062), The Key Research and Development Program of Shaanxi (No. 2024GX-YBXM-064), The Scientific Research Program of Shaanxi Provincial Education Department (No. 23JS057)

0 引言

物联网概念一经提出便成为研究热点,其应用涉及人类生活的各个领域,已被纳入我国“十四五”数字经济发展规划七大重点产业之一^[1]。据互联网数据中心等研究机构预测,全球物联网业务将持续迅猛增长,2025年设备连接数将超过250亿,凸显出巨大的潜力^[2]。随着物联网设备的与日俱增和大规模应用,如何容纳海量用户的并发接入请求已成为物联网领域的重要挑战^[3]。5G技术尽管已经取得了显著进步,但受限于地面网络有限的覆盖范围,难以为偏远地区、远洋高空用户提供可靠的接入服务,因此并不具备实现“万物互联”愿景的能力^[4-5]。

卫星通信与物联网的相互融合为实现6G中“广域全覆盖、泛在智连接”提供了新的途径^[6-7]。与蜂窝网络相比,卫星物联网显著扩大了覆盖范围,有效提升了泛在物联网设备接入的可靠性^[8]。然而,随着物联网设备的日益增多,卫星物联网频谱资源和星上载荷的受限性问题日益凸显^[9]。传统的正交多址接入(OMA, orthogonal multiple access)能够承载的用户数量非常有限,严重影响了星地通信系统的整体性能与服务质量。为了应对这一挑战,非正交多址接入(NOMA, non-orthogonal multiple access)技术因其具有较大的用户承载量、较高的频谱效率等优势而备受关注^[10-11]。对于功率域复用的NOMA^[12],其串行干扰消除(SIC, successive interference cancellation)基于可区分的用户接收信号功率,然而卫星信道较大的路径损耗以及等通量波束划分原则使得不同用户在基站侧的接收信噪比(SNR, signal noise ratio)差别不大,难以明显区分。作为码域复用的NOMA技术之一,稀疏码多址接入(SCMA, sparse code multiple access)技术^[13]使用NOMA技术将正交振幅调制(QAM, quadrature amplitude modulation)与扩频相融合,得到码域扩展以及非正交叠加的SCMA映射器,实现了大规模终端非正交接入网络。因此,对于资源受限的卫星物联网数据传输过程,采用低复杂度和盲解码能力的SCMA技术更具优势^[14-15]。

在SCMA系统中,高效的多用户检测算法设计是保障接收机计算效率的关键所在。其中,最大后验概率(MAP, maximum a posterior probability)算

法被认为是最优的多用户检测方案,但其复杂度过高难以得到实际应用^[16]。作为一种次优的多用户检测方案,消息传递算法(MPA, message passing algorithm)充分利用了码字稀疏的特点,可以有效逼近MAP性能边界,且译码复杂度得到极大降低。然而,随着接入用户数的增加,MPA急剧增长的复杂度仍限制了SCMA技术在无线通信系统中的应用^[17]。为了进一步降低SCMA检测算法的复杂度,文献[18]从减少迭代次数的角度入手,提出一种复杂度较低的边缘化MPA检测算法。该算法在迭代多次后只更新部分概率值,并使用节点外部更新参数结果来确定一部分用户的码字信息值,然而其计算复杂度的降低是以牺牲系统误码率(BER, bit error rate)为代价的。文献[19]提出一种基于球形解码的检测算法,通过噪声方差值估算圆形半径范围内的合成星座点,并通过舍弃较远的星座点来选取合适的球形解码半径。虽然这种方法加快了算法的收敛速度,但同样导致了BER的增加。文献[20]结合串行MPA收敛速度快和并行MAX-Log-MPA复杂度较低的优点,提出一种基于对数域的串行MAX-Log-MPA,然而其BER也相对较高。为了平衡算法复杂度与误码性能,文献[21]提出一种基于深度神经网络辅助的MPA来获取较好的译码性能,但其需要对大量的参数进行学习,且输出结果难以解释。文献[22-23]通过局部近似来逼近难以处理的后验分布,提出基于近似贝叶斯推理的期望传播算法(EPA, expectation propagation algorithm),但其近似因子的数量会随着数据点的增加而显著增长,通常需要极大的内存开销。

考虑迭代过程中码字发送概率的差异性,本文着重开展基于状态位置信息的低复杂度SCMA多用户检测算法研究,旨在确保解码性能的前提下显著提升星载接收机的计算效率。首先,根据用户码字状态位置的变化情况,本文设计了一种多阶段迭代的基于状态位置信息的对数域消息传递算法(SPI-Log-MPA, state position information based log message passing algorithm)。该算法分为3个阶段:第一阶段利用状态位置信息去除各用户发送可能性最低的码字,使其不再参与后续迭代检测;第二阶段通过状态位置信息的变化对稳定用户节点进行提前解码;第三阶段设计带有奖惩机制的状态位置计数器,根据其在迭代过程中的变化情况对非

稳定用户节点进行解码。通过减少不可靠码字、降低检测用户数量、设置状态计数器的奖惩策略，该算法从数据源上不断降低检测复杂度，同时可保障检测的合理性与准确性。其次，本文对所提算法进行复杂度分析，从阶段设置与状态位置信息矩阵两方面进行优化，提出两阶段的改进算法，进一步加快了收敛速度，提升计算效率。仿真结果表明，所提出的SPI-Log-MPA相较于传统MPA与对数域消息传递算法（Log-MPA, log message passing algorithm），在BER基本保持不变的情况下复杂度分别降低了60%和50%。此外，后续改进算法在相同迭代次数的情况下，BER与原算法一致，复杂度降低了近15%。

1 系统模型

1.1 SCMA系统模型

SCMA系统模型如图1所示，在系统的发送端有 J 个用户在 K 个资源块上传输数据，因此过载因子可定义为 $\nu = J/K$ 。相对于OMA系统，SCMA系统的频谱效率提升了 ν 倍。对于SCMA上行链路通信系统，其码本映射过程可以表示为 $f: B^M \rightarrow X$ ，其中 M 表示码本的基数大小， X 表示用户码本，且码本大小 $|X| = M$ 。系统中第 j ($j = 1, 2, \dots, J$)个用户发送的二进制比特数据映射过程可以表示为 $\mathbf{x}_j = f(b_j)$ ，其中 $\mathbf{x}_j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{Kj}]^T$ 为第 j 个用户信息映射后的码字， b_j 表示该用户的二进制比特流数据。当所有用户信息全部映射完成后， J 个用户的

数据以非正交的形式叠加在 K 个时频资源块上进行发送。假设所有用户时间同步，则接收端的用户叠加信号 \mathbf{y} 可以表示为

$$\mathbf{y} = \sum_{j=1}^J \text{diag}(\mathbf{h}_j) \mathbf{x}_j + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{h}_j = [h_{1j}, h_{2j}, \dots, h_{Kj}]^T$ 表示用户 j 在 K 个资源块上的信道矢量， \mathbf{n} 代表加性高斯白噪声（AWGN, additive white Gaussian noise）且 $\mathbf{n} \sim \mathcal{CN}(0, N_0 \mathbf{I})$ ， \mathbf{I} 为单位矩阵， N_0 为噪声方差。对于接收信号 \mathbf{y} ， $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_j)$ 的联合最大后验概率检测可表示为

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \max_{\mathbf{x} \in (\mathcal{X}_{j=1}^J)_{\mathbf{x}_j}} P(\mathbf{X} | \mathbf{y}) \quad (2)$$

其中， $(\mathcal{X}_{j=1}^J)_{\mathbf{x}_j}$ 表示发送端所有用户发送码本的码字组合集合。

1.2 Log-MPA原理

由于最优检测的复杂度随着用户数的增加呈指数级增长，复杂度极高，不利于实际应用，因此译码性能接近最优检测而复杂度较低的MPA得到了广泛应用^[24-25]。但该算法涉及大量的指数运算，其硬件实现复杂度仍然较高^[26]。相比之下，Log-MPA可将MPA中的大量指数和乘法运算转化为对数域的最大值求解和加法运算，从而进一步降低计算量。具体迭代过程如下。

1) 条件概率初始化。对于每个用户节点专属码本中的 M 个码字，假设每个用户码字的先验信息等概，则各个码字的先验概率可表示为

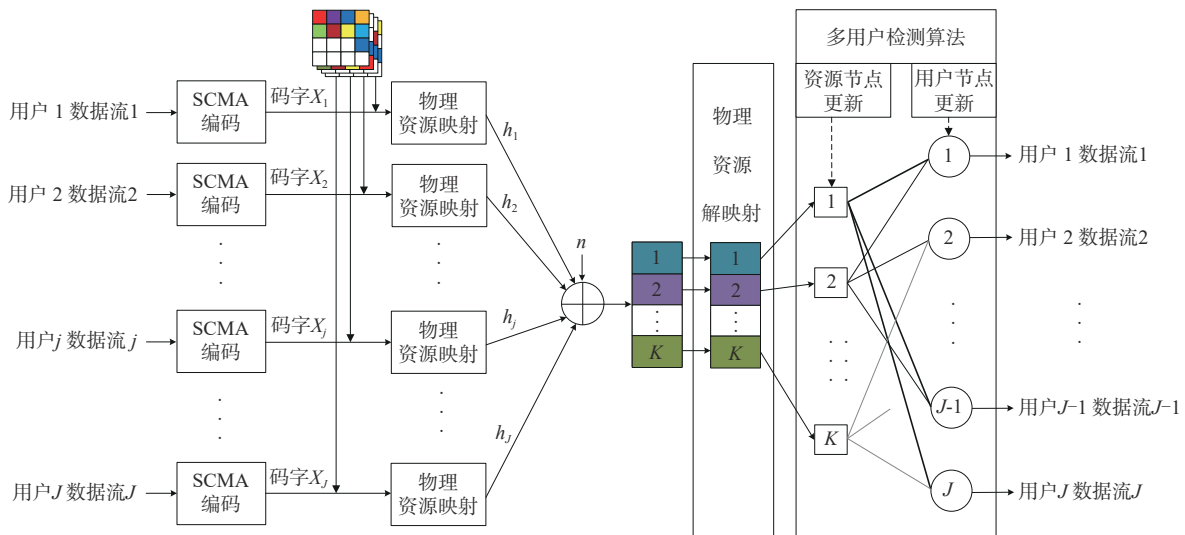


图1 SCMA系统模型

$$L_{j \rightarrow k}^0(x_j^m) = \log\left(\frac{1}{M}\right), k \in \zeta_j \quad (3)$$

其中, x_j^m 为用户节点 j 选择发送第 m 个状态, ζ_j 为第 j 个用户节点所关联的资源节点 k 集合。

2) 资源节点 k 向其关联的用户节点 j 传送概率信息, 在第 t 次迭代时, 第 k 个资源节点向第 j 个用户节点发送的概率信息为

$$L_{k \rightarrow j}^t(x_j^m) = \log \left\{ \sum_{x_l^{(k)}} \exp\left(-\frac{1}{2N_0} \left\| y_k - \sum_{j \in \xi_k} h_{k,j} x_{k,j} \right\|^2 + \sum_{l \in \zeta_k / \{j\}} L_{l \rightarrow k}^{t-1}(x_l^m) \right)^2 \right\} \quad (4)$$

其中, y_k 为第 k 个资源节点接收到的混叠信号, $l \in \zeta_k / \{j\}$ 为除用户节点 j 以外, 与 k 相连的其他用户节点, ζ_k 为与第 k 个资源节点相关联的用户节点 j 集合, $x_{k,j}$ 为用户节点 j 在资源节点 k 上的码字信息, $h_{k,l}$ 为用户节点 l 与资源节点 k 之间的信道状态信息。根据雅可比对数表达式, 即

$$\max^*(x, y) = \log(e^x + e^y) = \max(x, y) + Q(|x - y|) \quad (5)$$

$$Q(x) = \log(1 + e^{-x}) \quad (6)$$

可将式(4)第 k 个资源节点的更新化简为

$$L_{k \rightarrow j}^t(x_j^m) = \max^* \left\{ -\frac{1}{2N_0} \left\| y_k - \sum_{l \in \xi_k} h_{k,l} x_{k,l} \right\|^2 + \sum_{l \in \zeta_k / \{j\}} L_{l \rightarrow k}^{t-1}(x_l^m) \right\} \quad (7)$$

3) 用户节点 j 向其关联的资源节点 k 传送概率信息, 条件概率为

$$L_{j \rightarrow k}^t(x_j^m) = \sum_{q \in \zeta_j / \{k\}} L_{q \rightarrow j}^t(x_j^m) \quad (8)$$

其中, $q \in \zeta_j / \{k\}$ 表示与用户节点 j 相连的除资源节点 k 以外的其他资源节点。

4) 通过软判决计算用户发送的比特信息, 其计算过程如下

$$\text{LLR}_j = \log \frac{\sum_{x_{kj}^0} L_{j \rightarrow k}^t(x_j^m)}{\sum_{x_{kj}^1} L_{j \rightarrow k}^t(x_j^m)} \quad (9)$$

其中, LLR_j 为用户节点 j 待解码字比特的对数似然比, x_{kj} 为用户节点 j 在第 k 个资源节点上发送的编码比特数值。

需要说明的是, 在 MPA 以及 Log-MPA 中, 可能出现某些码字的发送概率在多次迭代时始终保持最小或最大, 并在后续迭代中重复进行计算, 导致不必要的资源浪费和复杂度的增加, 故其难以适用

于载荷受限的卫星接收机上, 应设计更高效的 SCMA 多用户检测算法, 在确保检测性能的前提下尽可能提升计算效率。

2 基于状态位置信息的低复杂度多用户检测算法

2.1 算法原理

考虑迭代过程中码字发送概率的差异性, 在 Log-MPA 的基础上, 本文提出 SPI-Log-MPA 以进一步降低 SCMA 系统接收机的复杂度。其中, 状态代表用户节点发射码本中的不同码字, 状态位置信息表示在状态位置检测矩阵中, 每个状态根据每次迭代后的条件概率大小, 在检测矩阵中排序, 即条件概率越大, 状态位置在检测矩阵中的排列越靠前。具体地, 所提 SPI-Log-MPA 可划分为以下 3 个阶段。

第一阶段: 舍去用户发送概率最低的码字, 使其不再进入后续检测迭代过程。该阶段共有 t_1 次迭代, 对于用户节点 j , 在每次迭代结束之后, 由式(8)可计算出该用户节点中 M 个码字的条件概率。将这 M 个概率按照由大到小的顺序排列, 构成一个状态位置检测向量 \mathbf{s}_{ji}^t , 即

$$\mathbf{s}_{ji}^t = [s_{ji,1}^t, s_{ji,2}^t, \dots, s_{ji,m}^t, \dots, s_{ji,M}^t] \in \mathbf{R}^{1 \times M}, t = 1, 2, \dots, t_1 \quad (10)$$

其中, $j \in \{1, 2, \dots, J\}$, $\mathbf{R}^{1 \times M}$ 为维度为 $1 \times M$ 的实数矩阵。

在 t_1 次迭代结束后, 用户节点 j 在第一阶段的状态位置信息矩阵 $\mathbf{S}_j^{t_1}$ 可表示为

$$\mathbf{S}_j^{t_1} = [(s_{j1}^{t_1})^T, (s_{j2}^{t_1})^T, \dots, (s_{jm}^{t_1})^T, \dots, (s_{jM}^{t_1})^T]^T \in \mathbf{R}^{t_1 \times M} \quad (11)$$

若 $\mathbf{S}_j^{t_1}$ 的最后一列 $s_{ji,m}^t, t \in \{1, 2, \dots, t_1\}$, 每个状态都相同, 则该状态对应的码字即为用户可能发送的条件概率最小的码字, 故将其舍去, 不进入后续迭代过程。因此, 上述方法使得部分用户在第一阶段便可去除不可靠码字, 从而为后续检测的复杂度简化提供前提保障。

第二阶段: 对稳定用户节点提前解码。该阶段共有 t_2 次迭代, 根据式(8)计算出用户节点 j 中 M 个码字条件概率, 并将这 M 个概率按照由大到小的顺序排列, 构成状态位置检测向量 $\mathbf{s}_{ji}^{t_2}$, 即

$$\mathbf{s}_{ji}^{t_2} = [s_{ji,1}^{t_2}, s_{ji,2}^{t_2}, \dots, s_{ji,m}^{t_2}, \dots, s_{ji,M}^{t_2}] \in \mathbf{R}^{1 \times M}, t = 1, 2, \dots, t_2 \quad (12)$$

在 t_2 次迭代结束后, 构造用户节点 j 在第二阶段的状态位置检测矩阵 $\mathbf{S}_j^{t_2}$, 即

$$\mathbf{S}_j^{t_2} = [(s_{j1}^{t_2})^T, (s_{j2}^{t_2})^T, \dots, (s_{jm}^{t_2})^T, \dots, (s_{jM}^{t_2})^T]^T \in \mathbf{R}^{t_2 \times M} \quad (13)$$

在达到最大迭代次数 t_2 后，对比每个用户节点的检测向量矩阵 \mathbf{S}_j^t 的第一列 $\mathbf{s}_{j,1}^t$ 中的状态。若某一用户的状态都相同，则表明该用户的某一码字在每次迭代完成后条件概率均为最大概率，该状态对应的码字为该用户最有可能选择的码字。进一步地，将该用户节点 j 设为稳定用户节点，利用第一列状态所对应的码字对稳定用户节点 j 进行解码。在后续检测中，已解码用户节点只用其 M 个码字中的确定码字参与后续迭代，从而降低检测过程中的计算量。

第三阶段：针对剩余非稳定用户节点，采用基于奖惩机制的状态位置检测方法进行解码。在此阶段，总的迭代次数为 t_3 ，非稳定用户节点集合 \bar{J} 表示为 $\bar{J} = J - \hat{J}$ ，其中 \hat{J} 表示稳定用户节点集合。由于非稳定用户节点状态位置检测矩阵的首位不断变化，直接对用户节点进行解码可能会导致较高的BER。因此，在第三阶段使用状态位置计数器来辅助检测不稳定情况。

为用户节点 j 设置状态位置计数器向量 $\mathbf{C}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jm}, \dots, c_{jM}]^T$ ，其中， c_{jm} 表示该用户节点码字计数器值。将所有用户节点形成的状态位置计数器矩阵表示为

$$\mathbf{C} = [\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_j, \dots, \mathbf{C}_J]^T \in \mathbf{R}^{\bar{J} \times M} \quad (14)$$

进一步地，将状态位置计数器向量 \mathbf{C}_j 中各个状态对应的计数器值初始化为 c 。由于 $1 \leq c \leq t_3$ ，不失一般性，设置 c 为 $t_3/2$ 。

建立用户节点 j 在第三阶段的状态位置矩阵 \mathbf{S}_j^t ，即

$$\mathbf{S}_j^t = [(\mathbf{s}_{j1}^t)^T, (\mathbf{s}_{j2}^t)^T, \dots, (\mathbf{s}_{jt}^t)^T, \dots, (\mathbf{s}_{jM}^t)^T]^T \in \mathbf{R}^{t \times M} \quad (15)$$

其中， $j \in \{1, 2, \dots, \bar{J}\}$ ，向量 $\mathbf{s}_{jt}^t \in \mathbf{R}^{1 \times M}$ 可以表示为

$$\mathbf{s}_{jt}^t = [s_{jt,1}^t, s_{jt,2}^t, \dots, s_{jt,m}^t, \dots, s_{jt,M}^t] \quad (16)$$

每次迭代完成后，依据状态位置设计奖惩机制对用户节点 j 状态位置矩阵 \mathbf{s}_{jt}^t 排在第一位的元素 $s_{jt,1}^t$ 进行检查，其状态位置每获得一次第1位，则进行一次奖励，将与该状态对应的码字计数器值减1；同时，对用户节点 j 状态位置矩阵 \mathbf{s}_{jt}^t 排在最后的元素 $s_{jt,M}^t$ 进行检查，其状态位置每获得一次末位，则进行一次惩罚，将与该状态对应的码字计数器值加1；其他状态位置时，计数器值不变。对于用户节点 j 的计数器矩阵 \mathbf{C}_j ，将计数器值最早到达0的码字设为用户节点选择的条件概率最大的码字。当 t_3 次

迭代完成后，若仍存在未成功解码的用户节点，将根据最后一次迭代完成后各码字的状态位置对用户节点进行解码。

综上，所提算法根据状态位置的变化情况，将迭代检测过程划分为3个阶段，通过不断减少不可靠码字、提前对稳定用户节点进行解码、设置状态计数器的奖惩策略对非稳定用户节点采取解码等措施，实现了计算效率的稳步提升。本文提出的基于状态位置信息的低复杂度多用户检测算法具体过程如下。

算法1 基于状态位置信息的SPI-Log-MPA算法

输入：接收信号 y ，每个用户码本CB，信道参数 h ，噪声方差 N_0 ，迭代总次数 t

输出：对数似然比LLR

确定用户数 V 与资源节点数量 K ；

生成因子图 F ，确定3个阶段的迭代次数 t_1 、 t_2 、 t_3 ；

初始化各个用户发送码字的概率矩阵 \mathbf{P} ，用户节点与资源节点的传递信息 L_{kj} 、 L_{jk} ；

设置 \mathbf{C} 并初始化；

for $t = 1, 2, \dots, t_1$ do

$$L_{k \rightarrow j}^t(x_j^m) = \max^* \left\{ -\frac{1}{2N_0} \left\| y_k - \sum_{l \in \bar{c}_k} h_{k,l} x_{k,l} \right\|^2 + \sum_{l \in \bar{c}_k / \{j\}} L_{l \rightarrow k}^{t-1}(x_l^m) \right\}$$

$$L_{j \rightarrow k}^t(x_j^m) = \prod L_{q \rightarrow j}^t(x_j^m)$$

end for

if $\mathbf{s}_{j,1}^t = \mathbf{s}_{j,2}^t = \dots = \mathbf{s}_{j,M}^t$ ，令 $V_j = 0$ ；

end if

for $t = 1, 2, \dots, t_2$

if $V_j = 0$

continue

end if

同上，由式(7)与式(8)更新 L_{kj} 、 L_{jk} ；

end for

if $\mathbf{s}_{j,1}^{t_2} = \mathbf{s}_{j,2}^{t_2} = \dots = \mathbf{s}_{j,M}^{t_2}$ ，令 $V_j = 1$ ；

for $t = 1, 2, \dots, t_3$

if $V_j = 0$

continue

else if $V_j = 1$

break

```

else
更新  $L_{kj}$ 、 $L_{jk}$ ;
end if
if  $s_{j,\alpha}^{t_1} = 1, C_j = C_j - 1$ 
else if
 $s_{j,\alpha}^{t_1} = M, C_j = C_j + 1$ 
else if
 $C_j = 0$ , 提前解码;
end if
end for

```

2.2 复杂度分析

虽然 MPA 计算过程较为复杂，但其复杂度主要集中在资源节点的更新上^[27-28]，因此本文对算法中加法、乘法、指数和比较运算数目进行统计，并采用上述指标对 MPA、Log-MPA 以及所提出 SPI-Log-MPA 的资源节点更新复杂度进行分析比较。为了便于对比，上述算法中参数设置均保持一致。

2.2.1 MPA 复杂度

在传统 MPA 中，由式(7)可得出资源节点对信息更新一次需要进行乘法运算 $Kd_v M^{d_v} (d_v - 1)$ 次，加法运算 $Kd_v M^{d_v}$ 次以及指数运算 $Kd_v M^{d_v}$ 次， d_v 表示单个资源节点上叠加的用户数。由式(8)可得出用户节点对信息更新一次需要进行乘法运算 $MN(N-1)J$ 次。

2.2.2 Log-MPA 复杂度

在 Log-MPA 中加入雅可比对数近似公式，将乘法转换成了加法运算。因此，相比传统 MPA，Log-MPA 的乘法器数目减少，加法器数目增多。在用户更新资源节点信息的过程中，共进行 $Kd_v M^{d_v}$ 次 \max^* 操作和 $2Kd_v M^{d_v}$ 次加法运算，其中一次 \max^* 操作中包含 1 次指数运算、1 次比较运算和 2 次加法运算；在更新用户节点的过程中，共进行 $MN(N-1)J$ 次加法运算。

2.2.3 SPI-Log-MPA 复杂度

第一阶段：在 t_1 阶段，本文所提方案与 Log-

MPA 检测复杂度一致，共进行 $Kd_v M^{d_v}$ 次 \max^* 操作和 $2Kd_v M^{d_v}$ 次加法运算；在更新用户节点的过程中，进行 $C = MN(N-1)J$ 次加法运算。在 t_1 次迭代后，假设有 α 个用户节点舍去排在检测向量最末尾的码字，则在后续迭代中这 α 个码字不再参与迭代计算。

第二阶段：由于 t_1 阶段舍去了 α 个码字，即有 α 个用户节点剩余码字个数为 $(M-1)$ ，其余 $(J-\alpha)$ 个用户节点的码字数不变，仍为 M 。因此该阶段的加法运算次数为 $D = N(N-1)[(M-1)\alpha + M(J-\alpha)]$ ，进行 $[(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha)]$ 次 \max^* 操作。在 t_2 次迭代后，假设有 β 个稳定用户节点被提前解码，则在后续迭代中，这 β 个稳定用户节点只使用其 M 个码字中的确定码字参与迭代，其余码字不再参与迭代计算。

第三阶段：在本阶段中进行了 t_3 次迭代，在每次迭代结束后依据状态位置采用奖惩机制对各个码字计数器值进行调整，对非稳定用户节点进行选择性的解码。考虑前文舍去的 α 个码字以及 β 个提前解码的用户，且 $\alpha + \beta \leq J$ ，故该阶段的加法运算次数为 $E = N(N-1)[(M-1)\alpha + M(J-\alpha-\beta)]$ 。由于提前解码的用户节点不再进行之后的迭代计算，因此共进行 $[(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha-\beta)]/J$ 次 \max^* 操作。

当迭代总次数为 t ，各个阶段的迭代次数分别为 t_1, t_2, t_3 时，不同算法的复杂度对比见表 1。通过对以上 3 种检测算法的复杂度分析，传统 MPA 系统复杂度受迭代次数 t 、资源块数 K 以及与资源节点相连的用户节点个数 d_v 的影响。当资源块数 K 和迭代次数 t 增加时，检测复杂度随之呈线性增长；此外，当与资源节点相连的用户节点个数 d_v 增加时，检测复杂度则呈指数型增长。而本文所提出的 SPI-Log-MPA 可充分利用各用户节点码字发送概率的差异性，通过在迭代过程中不断去除不可靠码字，对稳定用户节点提前进行解码，设置状态位置计数器策略显著降低了检测复杂度。

表 1 不同算法的复杂度对比

算法	加法器数目	乘法/指数运算数目	指数/比较运算数目
MPA	$tKd_v M^{d_v}$	$t[Kd_v M^{d_v} (d_v - 1) + MN(N-1)J]$	$tKd_v M^{d_v}$
Log-MPA	$t[MN(N-1)J + 4Kd_v M^{d_v}]$	$tKd_v M^{d_v}$	$tKd_v M^{d_v}$
SPI-Log-MPA	$t_1(C + 4Kd_v M^{d_v}) +$ $t_2[D + 4Kd_v [(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha)]]/J +$ $t_3[E + 4Kd_v [(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha-\beta)]]/J$	$t_1 Kd_v M^{d_v} +$ $t_2 Kd_v [(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha)]/J +$ $t_3 Kd_v [(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha-\beta)]/J$	$t_1 Kd_v M^{d_v} +$ $t_2 Kd_v [(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha)]/J +$ $t_3 Kd_v [(M-1)^d \alpha + M^d (J-\alpha-\beta)]/J$

2.3 算法优化

由复杂度分析可知，SPI-Log-MPA通过3个阶段来迭代更新码字信息。尽管该算法大大减小了计算复杂度，但每个阶段仍需要一定的迭代次数才能准确判断出是否需要舍去提前解码的码字信息，因此对算法整体复杂度的降低仍有一定的局限性。为了进一步提高状态位置计数器的利用效率，提出两阶段SPI-Log-MPA，具体从以下两方面进行改进。

2.3.1 阶段设置优化

改进后的算法将原本3个阶段迭代改为2个阶段，由于第一阶段和第二阶段都需要对用户码字的状态位置进行排序，因此将第一阶段最小概率码字舍弃与第二阶段最大概率码字提前解码合并为一个阶段，从而降低整体算法的迭代次数。合并后第一阶段舍去用户节点发送概率最低的码字，不再进入后续检测迭代过程，同时对稳定用户节点提前解码。这一阶段共有 t_1 次迭代，在 t_1 次迭代结束后，构造用户节点 j 在第一阶段的状态位置检测矩阵 $\mathbf{S}_j^{t_1}$ ，即

$$\mathbf{S}_j^{t_1} = [(\mathbf{s}_{j_1}^{t_1})^T, (\mathbf{s}_{j_2}^{t_1})^T, \dots, (\mathbf{s}_{j_m}^{t_1})^T, \dots, (\mathbf{s}_{j_M}^{t_1})^T]^T \in \mathbf{R}^{t_1 \times M} \quad (17)$$

对比 $\mathbf{S}_j^{t_1}$ 最后一列 $\mathbf{s}_{j_M}^{t_1}$ ， $t \in \{1, 2, \dots, t_1\}$ 所有状态是否相同，若相同，则该状态对应的码字即为相应用户节点可能发送的条件概率最小码字，将其舍去，不进入后续的迭代过程。类似地，对比 $\mathbf{S}_j^{t_1}$ 第一列 $\mathbf{s}_{j_1}^{t_1}$ ， $t \in \{1, 2, \dots, t_1\}$ 所有状态是否相同，若相同，则该状态对应的码字即为相应用户节点可能发送的条件概率最大的码字，将其提前解码，不进入后续的迭代过程。

2.3.2 重设状态位置计数器

在第一阶段开始前，为用户节点 j 设置状态位置计数器向量 $\mathbf{C}_j = [c_{j_1}, c_{j_2}, \dots, c_{j_m}, \dots, c_{j_M}]^T$ ，其中， c_{j_m} 为该用户节点码字计数器值。将所有用户节点形成的状态位置计数器矩阵表示为

$$\mathbf{C} = [\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_j, \dots, \mathbf{C}_J]^T \in \mathbf{R}^{J \times M} \quad (18)$$

进一步地，将状态位置计数器向量 \mathbf{C}_j 中各个状态对应的计数器值初始化为 c 。依据状态位置采用

奖惩机制，每次迭代结束后对各个码字的计数器值进行调整，对非稳定用户节点进行选择性的解码。最后，对用户节点 j 状态位置矩阵 \mathbf{s}_j^t 排在第一位的元素 $s_{j_1}^t$ 进行检查，将与该状态对应的码字计数器的值减1；同时，对用户节点 j 状态位置矩阵 \mathbf{s}_j^t 排在最后的元素 $s_{j_M}^t$ 进行检查，将与该状态对应的码字计数器值加1。将计数器值最早到达0的码字设为用户节点选择的条件概率最大的码字。当 t_2 次迭代完成后，若仍存在未成功解码的用户节点，将根据最后一次迭代完成后计数器中最小值对应的码字对用户节点进行解码。将第一阶段迭代后各用户节点的状态位置信息矩阵 \mathbf{C} 作为第二阶段状态信息矩阵的初值，再继续进行最后阶段的迭代。

改进后两阶段SPI-Log-MPA复杂度见表2，其中参数设定与原SPI-Log-MPA保持一致，以便进行公平比较。不难发现，经过阶段设置优化与状态位置计数器重设，两阶段SPI-Log-MPA可充分利用用户节点码字的状态位置信息，从而进一步提升了计算效率。

3 仿真结果与分析

3.1 参数设置

本文通过仿真对比MPA、Log-MPA与本文所提出的SPI-Log-MPA的性能，为了验证所提方法的优越性，分别从BER、复杂度和平均运行时间等方面进行分析比较。在不失一般性的前提下，利用图1的系统模型，在AWGN信道下进行仿真，具体仿真参数设置见表3。

3.2 性能对比

图2展示了不同算法的BER性能对比，比较了3种检测算法在相同条件下达到收敛所需的迭代次数。由图2可知，MPA、Log-MPA和SPI-Log-MPA均在迭代8次时达到收敛。SPI-Log-MPA在初次迭代时与其他算法表现相似，BER性能相同。在迭代次数较少的情况下，该算法在检测过程中会舍去一些低概率码字，可能增加误判，导致BER上升。为改善此情况，可舍去阈值、增加初始迭代次数或

表2

改进后两阶段SPI-Log-MPA复杂度

算法	加法器数目	指数运算数目	比较运算数目
两阶段	$t_1(C + 4Kd_s M^d) +$	$t_1 K d_s M^d +$	$t_1 K d_s M^d +$
SPI-Log-MPA	$t_2(E + 4Kd_s((M-1)^d + M^d(J-\alpha-\beta)))/J$	$t_2 K d_s [(M-1)^d \alpha + M^d(J-\alpha-\beta)]/J$	$t_2 K d_s [(M-1)^d \alpha + M^d(J-\alpha-\beta)]/J$

表3 仿真参数设置

参数	数值
用户节点数 J	6
资源节点数 K	4
码本大小 M	4
资源节点连接的用户节点数	3
用户节点连接的资源节点数	2
状态位置计数器初始值 c	$t_3/2$
过载率 ν	100%、150%、200%
信道模型	AWGN 信道

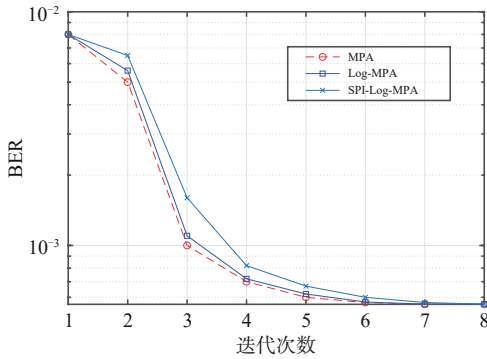


图2 不同算法的BER性能对比

结合其他算法来平衡计算复杂度与性能。从图2可以看出，随着迭代次数的增加，SPI-Log-MPA的BER呈显著下降趋势，在迭代次数为7时，检测性能逐渐趋近MPA。同时，在迭代次数大于或等于7次的情况下，SPI-Log-MPA在性能上与传统的MPA基本一致。

不同SNR下3种算法的性能对比如图3所示，其中，SPI-Log-MPA迭代次数为5次时设置3个阶段的迭代次数分别为1、2、2次，迭代次数为10次时设置3个阶段的迭代次数分别为3、3、4次。从图3可以看出，Log-MPA由于采用雅可比近似计算导致BER性能与MPA相比略高，而SPI-Log-MPA在迭代次数较少的情况下（如5次时），性能曲线与传统的MPA有所差距。但随着迭代次数的增加，当迭代次数为10次时，SPI-Log-MPA的性能曲线与传统的MPA基本一致。通过以上分析可知，迭代次数越多，SPI-Log-MPA的性能优势越明显，可在维持检测精度的情况下显著降低复杂度。

为了进一步评价所提出的SPI-Log-MPA的性能，采用网格编码调制子集分割法^[29]中过载率分别为100%、150%和200%的码本，对比不同过载率下MPA与SPI-Log-MPA的检测性能。不同过载率

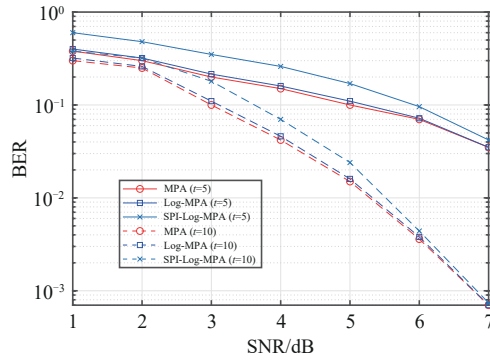


图3 不同SNR下3种算法的性能对比

下两种算法的性能对比如图4所示。从图4可以看出，两种算法的BER随着过载率的增加而增加^[30-31]，在过载率为100%和150%的情况下达到收敛时的检测性能基本一致；过载率为200%的情况下，随着SNR的增大，SPI-Log-MPA有着更好的检测性能。这是因为所提出的算法可充分利用用户码字的状态位置信息，在过载率较大的情况下，所建立的状态位置矩阵更有助于判断不同码字的条件概率，带来更好的检测性能；另一方面，随着SNR的增大，该算法可以更准确地去除低概率码字，并对达到稳定状态的用户节点提前进行解码，使BER下降趋势愈发明显。因此，相比于MPA，本文所提出的算法更适用于卫星物联网中大规模接入场景。

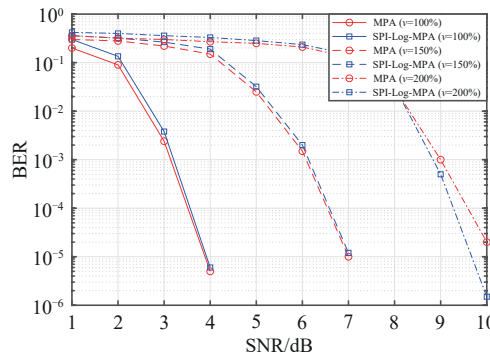


图4 不同过载率下两种算法的性能对比

3.3 复杂度比较

不同SNR下3种算法的指数运算平均计算次数对比如图5所示。MPA与Log-MPA的最大迭代次数为10次，SPI-Log-MPA3个阶段的迭代次数分别取3、3、4次。不难发现，MPA与Log-MPA的指数运算平均计算次数相同，复杂度较高，且其指数运算平均计算次数均与SNR无关。而SPI-Log-MPA在SNR较高的情况下，可以更快地去除低概率码

字，并对达到稳定状态的用户节点提前进行解码。因此，随着SNR的增加，其指数运算平均计算次数也随之下降。

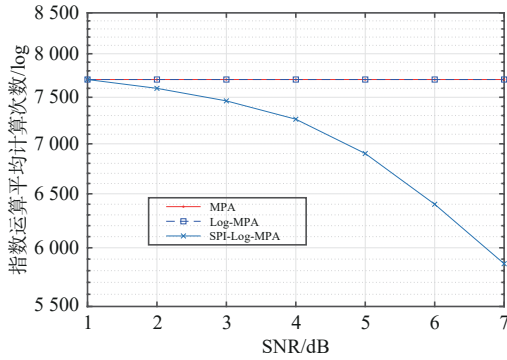


图5 不同SNR下3种算法的指数运算平均计算次数对比

不同迭代次数下3种算法的平均运行时间对比如图6所示。MPA、Log-MPA因其整体计算复杂度较高，算法程序运行的时间也相对较长。相比之下，SPI-Log-MPA在迭代次数达到一定阈值后通过减少不可靠码字，降低检测用户数量、设置状态计数器策略，舍弃不必要的重复计算，不断降低检测算法的复杂度。因此，SPI-Log-MPA的计算复杂度最低，相应算法的运行时间也大幅减少。

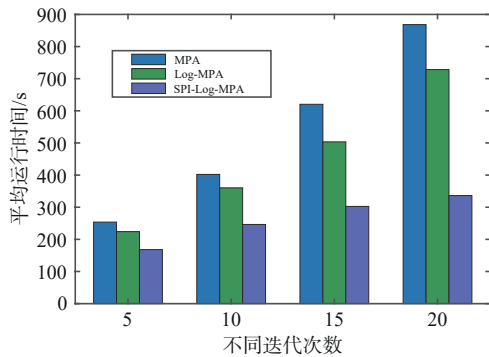


图6 不同迭代次数下3种算法的平均运行时间对比

3.4 优化算法性能比较

优化后不同算法的BER性能对比如图7所示。图7比较了MPA、SPI-Log-MPA及改进后两阶段SPI-Log-MPA在相同条件下达到收敛所需的迭代次数，从图7可知，随着迭代次数增加，改进后两阶段SPI-Log-MPA的BER下降趋势比原算法更快，且准确度无明显下降。图8展示了优化后不同SNR下3种算法的性能对比，比较了MPA、SPI-Log-MPA及改进后两阶段SPI-Log-MPA的性能，在迭代次数分别为5次和10次时，改进后两阶段SPI-

Log-MPA的BER下降速度更快，计算效率更高。这是因为原SPI-Log-MPA的3个阶段都需要一定的迭代次数才能准确判断出需要舍去或提前解码的码字信息，而改进后的两阶段SPI-Log-MPA在减少迭代次数的同时，又有效利用了第一阶段用户码字的状态位置信息，因此在保证BER不变的同时进一步提升了计算效率。

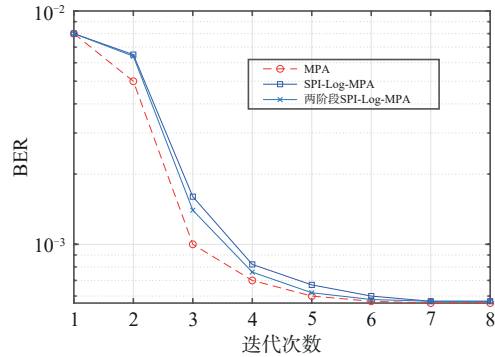


图7 优化后不同算法的BER性能对比

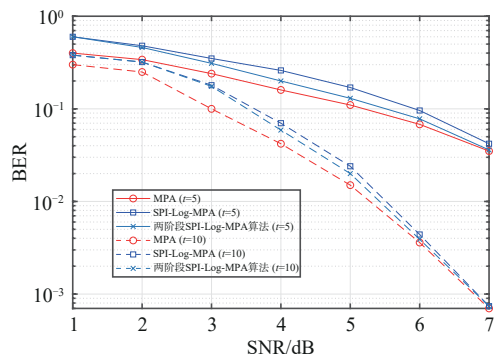


图8 优化后不同SNR下3种算法的性能对比

图9展示了优化后不同SNR下3种算法的指数运算平均计算次数对比，进一步比较了MPA、SPI-Log-MPA和改进后两阶段SPI-Log-MPA在相同迭代次数下的计算复杂度。这里仍采用指数运算平均计算次数进行衡量，且迭代次数均设为10次。从图9可以发现，当SNR为7 dB（即相同BER性能下），改进后SPI-Log-MPA的复杂度相比原算法降低了近15%。这是由于改进后算法将迭代过程缩减为两个阶段，在最终迭代阶段需要计算的节点个数更少。

从上述结果分析可得，在给定的迭代次数较大的情况下，三阶段SPL-Log-MPA可充分利用每一个阶段用户码字的状态位置信息，确保更好的检测性能；当给定的迭代次数较小时，三阶段SPL-Log-MPA由于每个阶段迭代次数过小，无法建立

准确的状态位置矩阵, 此时采用两阶段 SPL-Log-MPA 更为合适。

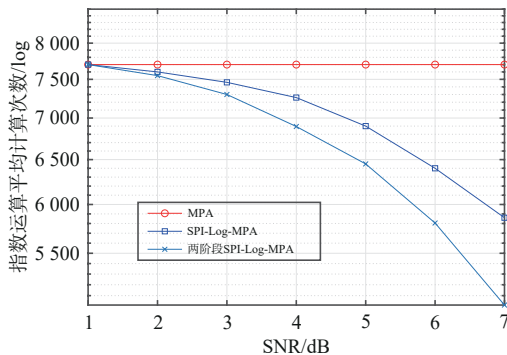


图9 优化后不同SNR下3种算法的指数运算平均计算次数对比

4 结束语

本文提出一种基于状态位置信息的低复杂度检测算法, 旨在确保解码性能的前提下显著提升星载接收机的计算效率。该算法在Log-MPA的基础上为每个用户节点设置状态位置矩阵, 根据每次迭代完成后的状态位置矩阵变化情况, 在迭代过程中逐步舍去不可靠码字, 降低检测用户节点数量, 设置状态计数器, 极大地减少了后续迭代过程中的计算量。在此基础上, 本文考虑提高状态位置计数器的利用效率, 提出改进的两阶段算法, 从而进一步加快了收敛速度。仿真结果表明, 与传统的MPA和Log-MPA相比, 本文所设计的SPI-Log-MPA和改进两阶段算法在降低复杂度的同时BER基本保持不变, 可为SCMA多用户检测算法在载荷受限的星载接收机上的应用提供积极借鉴。

参考文献:

- [1] 沈学民, 承楠, 周海波, 等. 空天地一体化网络技术: 探索与展望[J]. 物联网学报, 2020, 4(3): 3-19.
SHEN X M, CHENG N, ZHOU H B, et al. Space-air-ground integrated networks: review and prospect[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(3): 3-19.
- [2] 李源, 张雨露, 丁郁, 等. 无源物联网通信研究进展与演进思考[J]. 物联网学报, 2023, 7(3): 15-23.
LI Y, ZHANG Y L, DING Y, et al. Research progress and evolution prospect of passive Internet of Things communication[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2023, 7(3): 15-23.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] GUIDOTTI A, VANELLI-CORALLI A, CONTI M, et al. Architectures and key technical challenges for 5G systems incorporating satellites[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(3): 2624-2639.
- [6] YE N, YU J H, WANG A H, et al. 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.
- [7] 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.
- [8] 周星宇, 高镇, 王华. 一种卫星物联网免授权随机接入方案[J]. 无线电通信技术, 2021, 47(5): 557-561.
ZHOU X Y, GAO Z, WANG H. Grant-free random access in LEO satellite-enabled Internet-of-things[J]. Radio Communications Technology, 2021, 47(5): 557-561.
- [9] 张更新, 揭晓, 曲至诚. 低轨卫星物联网的发展现状及面临的挑战[J]. 物联网学报, 2017, 1(3): 6-9.
ZHANG G X, JIE X, QU Z C. Development status and challenges of LEO IoT[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2017, 1(3): 6-9.
- [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] ZHAO N, LI Y X, ZHANG S, et al. Security enhancement for NOMA-UAV networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(4): 3994-4005.
- [13] NIKOPOUR H, BALIGH H. Sparse code multiple access[C]//Proceedings of the 2013 IEEE 24th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2013: 332-336.
- [14] 庞明亮, 王朝炜, 王文远, 等. RIS辅助卫星物联网中基于压缩感知的SCMA信号重构[J]. 信号处理, 2023, 39(3): 390-399.
PANG M L, WANG C W, WANG W Y, et al. SCMA signal reconstruction based on compressed sensing in RIS-assisted satellite Internet of Things[J]. Journal of Signal Processing, 2023, 39(3): 390-399.
- [15] LU L, CHEN Y, GUO W T, et al. Prototype for 5G new air interface technology SCMA and performance evaluation[J]. China Communications, 2015, 12(Supplement): 38-48.
- [16] VAMEGHESTAHBANATI M, MARSLAND I D, GOHARY R H, et al. Multidimensional constellations for uplink SCMA systems: a comparative study[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2169-2194.

- [17] 朱翠涛, 吴蓓. 一种低复杂度SCMA多用户检测算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(4): 80-86.
ZHU C T, WU B. Low-complexity multi-user detection algorithm for an SCMA system[J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(4): 80-86.
- [18] JIA M, WANG L F, GUO Q, et al. A low complexity detection algorithm for fixed up-link SCMA system in mission critical scenario[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(5): 3289-3297.
- [19] 田国栋, 赖惠成, 赵能平, 等. 一种基于球形译码改进的SCMA多用户检测算法[J]. 中国科技论文, 2018, 13(8): 943-949.
TIAN G D, LAI H C, ZHAO N P, et al. Multiuser detection algorithm for SCMA based on sphere decoding improvement[J]. China Sciencepaper, 2018, 13(8): 943-949.
- [20] 张雪婉, 葛文萍, 吴雄. 基于SCMA系统的多用户检测消息传递算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(5): 88-93.
ZHANG X W, GE W P, WU X. Message passing algorithm for multiuser detection based on SCMA system[J]. Computer Engineering, 2018, 44(5): 88-93.
- [21] CHENG H, XIA Y L, HUANG Y M, et al. Deep neural network aided low-complexity MPA receivers for uplink SCMA systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(9): 9050-9062.
- [22] MENG X M, WU Y Q, CHEN Y, et al. Low complexity receiver for uplink SCMA system via expectation propagation[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [23] CHAI L Y, LIU Z L, XIAO P, et al. An improved EPA-based receiver design for uplink LDPC coded SCMA system[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(5): 947-951.
- [24] 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.
- [25] ZHANG C C, LUO Y, CHEN Y. A low-complexity SCMA detector based on discretization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2333-2345.
- [26] YANG L, MA X Y, SIU Y. Low complexity MPA detector based on sphere decoding for SCMA[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(8): 1855-1858.
- [27] GAO P Y, DU Y, DONG B H, et al. Low-complexity CS-aided MPA detector for SCMA systems[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(4): 784-787.
- [28] BEN AMEUR W, MARY P, DUMAY M, et al. Performance study of MPA, log-MPA and MAX-log-MPA for an uplink SCMA scenario[C]//Proceedings of the 2019 26th International Conference

on Telecommunications (ICT). IEEE, 2019: 411-416.

- [29] 梁燕, 余贝, 童开蒙. 高斯信道下SCMA简易码本设计[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(9): 2744-2747, 2752.
LIANG Y, YU B, TONG K M. Simple SCMA codebook design in AWGN channels[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(9): 2744-2747, 2752.
- [30] VIKAS V, RAJESH A, DEKA K, et al. A comprehensive technique to design SCMA codebooks[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(8): 1735-1739.
- [31] LUO Q, LIU Z L, CHEN G J, et al. A design of low-projection SCMA codebooks for ultra-low decoding complexity in downlink IoT networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(10): 6608-6623

[作者简介]



甄立(1987-), 男, 博士, 西安邮电大学通信与信息工程学院(人工智能学院)副教授、硕士生导师, 主要研究方向为卫星通信、物联网、新型多址技术等。



王嘉浩(1999-), 男, 西安邮电大学通信与信息工程学院(人工智能学院)硕士生, 主要研究方向为卫星物联网、非正交多址接入技术等。



何华(1982-), 女, 博士, 西安邮电大学通信与信息工程学院(人工智能学院)讲师, 主要研究方向为非正交多址接入、大规模天线技术等。



卢光跃(1971-), 男, 博士, 西安邮电大学通信与信息工程学院(人工智能学院)教授、博士生导师, 主要研究方向为物联网、信号与信息处理、携能通信、大数据分析等。