arXiv:2303.01159v1 [eess.SP] 2 Mar 2023

面向物联网混合业务的基于LSTM-ACB的随机接入

Herman Lucas dos Santos Cristiano Magalh˜aes Panazio Jos´e Carlos Marinello Filho Taufik Abr˜ao*UEL*电气工程系 *EP-USP*电信与控制系 *UTFPR*电气工程系 *UEL*电气工程系巴西隆德里纳。巴西圣保罗。巴西科内利乌普罗科皮乌。巴西隆德里纳。hermanlds@gmail.com cpanazio@usp.br jcmarinello@utfpr.edu.br taufik@uel.br

摘要—**针对混合URLLC-mMTC业务场景，本文采用真实的统计模型，提出一种新颖的随机接入（RA）方案，其使用模式呈现长期业务规律性。利用长短期记忆神经网络预测业务流量，并通过基于竞争接入类别限制的过程实现业务感知资源切片。该方法将免授权（GF）随机接入方案与一个用于缓解拥塞的中间步骤相结合。该协议以少量开销为代价，通过中间步骤支持解码更多接收分组。数值结果评估了各个过程及其组合方案的系统性能。与GF基准的比较表明，系统性能得到了显著提升。**

索引词—**随机接入协议、物联网网络、网络切片、长短期记忆网络（LSTM）**。

I. 引言

第五代（5G）电信系统中的混合业务流量具有挑战性，这是因为其业务需求各不相同，例如海量机器类通信（mMTC）与超可靠低时延通信（URLLC）的共存 [1]。由于不同使用模式各自受到限制，为不同使用模式授予资源，即资源切片（RS），颇具挑战性。文献 [2], [3]研究了这些业务的统计模型。RS管理时域（T）和频域（F）资源，以支持不同业务。URLLC使用模式要求快速且可靠的传输，需要较高带宽；而mMTC使用模式则需要大量资源块（RB），以实现高连接性。3GPP第15版支持采用灵活参数集的RS方案，即使用高于15千赫的子载波间隔（SCS） [4]。在混合业务流量下，RS能够高效分配时频资源 [3], [5]。

此外，接入控制优化（ACO）利用网络积压，即 尝试接入网络的用户数量，以改善流量控制和资源利用率 [6]。这些方法分为两类：a）基于机器学习（ML）的方法，或 b）非机器学习方法。一种经典的 ACO 方案是接入类别限制（ACB），它利用统计数据高效控制用户设备（UE）的接入尝试。

本文提出了一种用于混合 mMTC-URLLC 5G 使用模式的随机接入（RA）协议，该协议结合了业务预测器、资源分配（RS）和基于 ACB 的竞争缓解。我们采用长短期记忆网络进行流量预测，使用支持不同分组大小和时延要求的基于装箱问题的启发式方法，并提出一种带有拥塞缓解流程的新型三步随机接入协议。

II. 系统模型

考虑一个时分双工大规模多输入多输出系统，其混合URLLC-mMTC业务由一个小区组成

本研究得到巴西国家科学技术发展委员会（CNPq）资助，资助项目编号为 405301/2021-9、141485/2020-5 和 310681/2019-7。

该小区包含一个基站，分别为 $\mathcal{K} = \{K^{\mathrm{m}}, K^{\mathrm{u}}\}$ mMTC和URLLC用户设备提供服务；其中，mMTC拥有海量设备，激活概率较低，而URLLC遵循周期性分布。

系统业务：每种业务分别具有 P^m，P^u 分组大小（以字节为单位），对应海量机器类通信和超可靠低时延通信，且 $P^m > P^u$ [3]。我们将海量机器类通信设备的到达建模为激活概率为 p 的均匀随机变量，并假设一组 K_m^p 设备每隔 T_m 帧生成一个分组 [7],；将超可靠低时延通信业务流量建模为在 T_u 帧内重复的贝塔分布。两种到达过程均建模为:

$$\dot{K}^m = \sum_{i=1}^{K^{\mathrm{m}}-K_m^p} [\mathcal{U}[0,1) \geq p]_i + K_m^p \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta(t - kT_m), \quad (1)$$

$$\dot{K}^u = \sum_{i=1}^{K^{\mathrm{u}}} \left[\mathcal{U}[0,1) \geq 1 - \frac{t^{\alpha-1}(T_u - t)^{\beta-1}}{T_u^{\alpha+\beta-1}\mathrm{Beta}(\alpha,\beta)} \right]_i, \quad (2)$$

其中，δ 是狄拉克冲激函数，Beta(α，β)是贝塔函数，其参数为 α 和 β 。每种使用模式下的活动设备总数（包括新到达设备，以及先前帧中接入失败后重传的设备）即网络˘ ˘积压，表示为 K^{m} 和 K^{u} 。

资源切片5G新空口采用比LTE的15千赫更大的子载波间隔（SCS）作为参数集，其中$\Delta f = 2^{\mu} \times 15$ 千赫，$\mu = \{0, 1, \ldots, 4\}$ 为参数集因子；这可以缩短传输时间间隔（TTI），和/或在使用更多带宽时，进一步提高给定固定时间帧内传输的信息量。时间帧 t 的时长为10毫秒，分为 S 个时隙和 F 个频率子载波；单个15千赫、1毫秒的资源块（RB）承载 $\nu = 14$ 个OFDM符号。以符号数计的TTI，以及一个时隙内的信息量为：TTI= $\frac{N_{\mathrm{sym}}}{2^{\mu}\cdot\nu}$ [毫秒], ，或 $N_{\mathrm{sym}} = 2^{\mu}\nu$—[符号/毫秒]

借助参数集，基站能够创建时延更低的信道，生成参数集更高的子信道并将其分配给信道，例如 图1，其中颜色表示所用的参数集；超可靠低时延通信信道1和2均由三个 $\mu = 2$ 子信道组成，mMTC信道1使用 $\mu = 0$ （最小子载波间隔用法），mMTC信道2至4使用 $\mu = 1$ （典型用法）。第6至第8个mMTC信道使用$\mu = 2$ （可实现更快的传输，但资源分配效率较低）。

我们将单用户信道 l 表示为一个时频集合的分配，该集合分别由用于超可靠低时延通信和海量机器类通信使用模式的 $\mathbf{\Phi}_l^{u}{}_{(F\times S)}$ 和 $\mathbf{\Phi}_l^{m}{}_{(F\times S)}$ 矩阵表示，其中包含$\phi_{f,\ s} \in \{0, 1\}$ 个元素，用于指示哪些时频时隙

资源块被分配给第 l个信道。资源专用于各种使用模式，即 用户之间无需争用这些资源，且˘ ˘基站会尝试将所有 $K^{\mathrm{m}}+K^{\mathrm{u}}$ 个用户安排在正交信道中。信道集合 $\mathcal{L}$ 是 $\mathcal{L}^u$ 和 $\mathcal{L}^m$ 子集的不相交并集，且 $|\mathcal{L}|=L=L^u+L^m$。

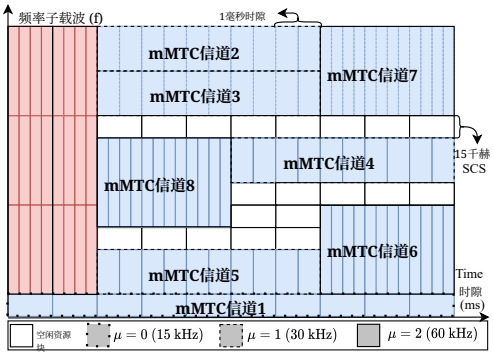


图 1：固定传输时间间隔下混合 mMTC-URLLC 业务流量中的时频资源分配。

III. 子问题建模与求解

A. 积压预测 ($\mathcal{P}1$)

积压表示为 $N^t = \breve{K}^{\mathrm{m}} + \breve{K}^{\mathrm{u}}$ 个活跃用户在 tth 帧中的数量，而基站只能观测先前帧的信道状态，定义如下：*i*) 成功 表示单个用户设备选择了一个信道；*ii*) 碰撞 表示在一个时频帧中有多个设备选择了同一信道；或*iii*)空闲，表示没有设备选择该信道。一帧中的信道状态称为观测：$O^t = \{\{V_s^{u,t}, V_c^{u,t}, V_i^{u,t}\}, \{V_s^{m,t}, V_c^{m,t}, V_i^{m,t}\}\}$ 其中 (u,m) 表示使用模式，而 (s,c,i) 分别表示第 t 帧中的成功、碰撞和空闲状态。 V 是处于给定状态的信道数量。从第 $t-T_{\mathrm{w}}$ 帧到第 $t-1$ 帧的历史观测记录（其中 T_{w} 为记忆长度）为： $\mathcal{H}^t = \{O^{t-T_w}, O^{t-(T_w-1)} \ldots, O^{t-1}\}$ 在一个时间帧内，可以通过条件概率问题估计各类˘ ˘的积压，即活跃用户的数量， K^u 和 K^m；该问题旨在根据过去的观测，找出出现概率最大的数量。此问题建模如下：

$$\begin{aligned}
\hat{K}^{u,(t)} &= \underset{n^u\in\{0,1,\ldots,K^u\}}{\arg\max}\ \mathbb{P}\{N^{u,(t)}=n^u|\mathcal{H}^{u,(t-1)}\},\\
\hat{K}^{m,(t)} &= \underset{n^m\in\{0,1,\ldots,K^m\}}{\arg\max}\ \mathbb{P}\{N^{m,(t)}=n^m|\mathcal{H}^{m,(t-1)}\},\\
\text{s.t.}\quad & \hat{K}^{(t)} = \hat{K}^{u,(t)} + \hat{K}^{m,(t)},
\end{aligned} \tag{3}$$

这是一个数据驱动问题，即通过观测和期望输出进行估计。

LSTM辅助流量预测器解决方案 ($\mathcal{S}1$)。LSTM是一种机器学习技术，能够以较低的复杂度 [7] 处理系统历史信息；由于业务流量具有统计特性，因此适用于此场景，即可以从观测结果中获取其统计信息。鉴于信道有三种可检测状态，此类应用可以采用基于长短期记忆网络架构运行的神经网络。LSTM由多个层组成，其中包含遗忘门、输入门、输出门和Softmax输出函数。

B. 资源切片($\mathcal{P}2$)

RS用于在URLLC用户设备的传输时间间隔和不同数据包大小约束下，利用T-F中的连续信道，通过正交资源最大化服务用户数量。我们将RS方案建模为二元分配问题，公式（4），$\omega^u > \omega^m \geq \omega^p \in [0;\ 1]$, 其中， $\omega^u > \omega^m \geq \omega^p$、$\omega^u + \omega^m + \omega^p = 1$ 分别是针对URLLC和mMTC接收数据包的优先级缩放因子，以及未满足信道需求的惩罚；$Z = \frac{F\cdot S-\iota^u\cdot K^u}{\iota^m}$，其中 $\iota^i = \left(\frac{P^i}{\log_2 M^i}+\xi\right)\cdot\frac{1}{\nu}$在给定调制阶数 M^i和协议开销 ξ的情况下，是$i\in u,\ m$的符号数表示的数据包大小。 ρ^u 和 ρ^m 分别是每种使用模式分配的信道数，**例如**$_1 = \mathbf{1}^{1\times F}$，**例如**$_2 = \mathbf{1}^{S\times 1}$，而 $\odot$ 表示哈达玛积。（$\mathcal{P}2$）在已知所有T-F资源块的信道状态信息，并考虑URLLC使用模式的优先级以及未能根据实际业务流量Z分配最大信道数所产生的惩罚的情况下，求解方案必须优化资源块使用率，并满足以下约束：约束（4b）中的矩阵 $\mathbf{\Phi}$ 的元素必须为二元值；在（4c）中，每个URLLC信道仅占用一个时间资源块，以保证时延要求并避免资源浪费；（4d）和（4e）每个子信道中的资源块必须在时间和/或频率上连续分布，以确保传输在时间和频率上均不被分割；（4f）子频带数量必须满足 2^μ参数集因子；（4g）各分配矩阵不得彼此重叠（正交资源）；在（4h）中，分配的资源块总数必须满足数据包大小要求。

$$\max_{\mathbf{\Phi}} \quad \sum_{\ell=1}^{L^u}\omega^u\rho_\ell^u + \sum_{\ell=1}^{L^m}\omega^m\rho_\ell^m - \omega^p\left[\breve{K}-\min\left(|L|,Z\right)\right] \tag{4a}$$

$$\text{s.t.} \quad \phi_{f,s}\in\{0,1\} \tag{4b}$$

$$\sum_{i=1}^{F}\phi_{i,s}^u \leq 1 \tag{4c}$$

$$\begin{cases}\phi_{k,s}=1, & f_i\leq k\leq f_j\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases} \tag{4d}$$

$$\begin{cases}\phi_{f,k}=1, & s_i\leq k\leq s_j\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases} \tag{4e}$$

$$\mathbf{e}_1\boldsymbol{\phi}_f = k\cdot 2^\mu\ \forall\ \mu=\{0,1,2\},\ k\in\mathbb{N} \tag{4f}$$

$$\mathbf{e}_1\left[\mathbf{\Phi}_i\odot\mathbf{\Phi}_j\right]\mathbf{e}_2 = 0\ \forall\ i,j,\ i\neq j \tag{4g}$$

$$\mathbf{e}_1\mathbf{\Phi}^{\mathrm{i}}\mathbf{e}_2 \geq \iota^i,\ i\in\{u,m\} \tag{4h}$$

基于启发式方法的资源分配 **MaxRect** ($\mathcal{S}2$)。（4）中的问题也可以解释为装箱 问题：由于可用空间有限，即 T-F 网格，因此可以将信道视为不同尺寸的箱子，并以使尽可能多的箱子 装入该空间的方式进行排列[8]。我们采用一种基于左下角最大矩形（MAXRECT） [8], 算法 1 的启发式方法。

C. 拥塞控制：接入类限制($\mathcal{P}3$)

我们提出一种在用户设备完成信道选择后，基于接入类限制流程的拥塞缓解工具。为了连接到网络，用户设备会生成一个随机数 $q\sim\mathcal{U}[0,1)$，并将其与接入类限制

因子 p_{acb} 进行比较，以执行 ACB 检查；如果 $q \le p_{\text{acb}}$ 设备获准继续随机接入过程，则可继续接入，否则将关闭，直到下一帧。

˘每帧， K 活跃用户设备选择一个 L 可用信道。假设用户设备知道其信道功率，在信道选择时，它们会采用功率控制进行传输，以补偿路径损耗。因此，基站从每个活跃用户设备接收到的功率增益均为单位值。因此，这种功率控制方案使基站能够完美估计尝试接入 ℓ第个信道的用户设备数量 $n^{(\ell)}$。因此，为了最大化传输次数，我们推导出一个 ACB 因子：

$$p_{\text{acb}}^{(\ell)^*} = 1 - \frac{1}{n^{(\ell)}}, \quad \ell = 1, \ldots, L \tag{5}$$

算法 1 MAXRECT - 最大矩形算法 ˆ ˆ 输入： K^u, K^m, F, S, P^u, P^m**输出：** Φ **ˆ 1: 当** $\ell \le K^u$ **时循环 2: 在子空间** $\mathcal{R}$ **中找到左下顶点 3: 将** $\left({}^{P^u} \log_2 {}_{M^u} + \xi \right) \cdot \frac{1}{\nu}$ **频率分配给第 1 个时隙的第** l **个信道 4:** $\ell = \ell + 1$**5:** $\mathcal{R} = \mathcal{R} - l$**6: 结束循环 7: 当** $[\ell \le (\hat{}K^u + \hat{}K^m)]$ **且** $[|\mathcal{R}| \ge \left({}^{P^m} \log_2 {}_{M^m} + \xi \right) \cdot \frac{1}{\nu}]$ **时循环 8: 在子空间** $\mathcal{R}$ **中找到左下顶点 9: 设置** $\mu = 0$ **并构造信道框 10: 将选定资源分配给第** l **个信道 11: 当第** l **个信道无法适配资源网格时循环 12:** $\mu = \mu + 1$**；重新计算该框 13: 如果** $\mu = 2$ **则 14: 设置** $\mu = 0$**；在** $\mathcal{R}$ **中搜索下一个左下顶点 15: 结束如果 16:** $\ell = \ell + 1$**17:** $\mathcal{R} = \mathcal{R} - \ell$**18: 结束循环 19: 结束循环**

D. 完整方案：基于*LSTM-ACB*的切片随机接入方案

我们提出了基于LSTM-ACB的随机接入方案，如图2所示，该方案结合了GF快速传输与基于接入类限制的冲突缓解。通过流量预测和RS过程，分配优先供超可靠低时延通信用户使用的资源；引入消息2和消息3则有助于缓解拥塞。

S.0 **(SIB2)** 系统信息广播——基站根据包含 K^u 和 K^m的信念状态，求解随机接入资源分配$\mathcal{P}2$ ，以确定每种业务的最佳信道数量。

S.1**(消息1)** 前导码选择——队列中有数据的用户接收SIB2，并通过在上行链路中发送前导码选择消息来启动随机接入过程。

S.2 **(消息2)** 接入限制因子传输——基站观察三元组$\{V_s, V_c, V_i\}$，并向每个用户广播接入限制因子 p_{acb} ；发生碰撞的用户设备生成一个随机数，并将其与 p_{acb} 进行比较，以确定是否继续执行消息3。仅选择了信道的用户设备会收到 $p_{\text{acb}} = 1$。

S.3 **(消息3)** 继续随机接入过程的用户设备，即仅选择信道的用户设备以及通过接入类别限制规则的用户设备，会重复发送前导码并传输其数据。

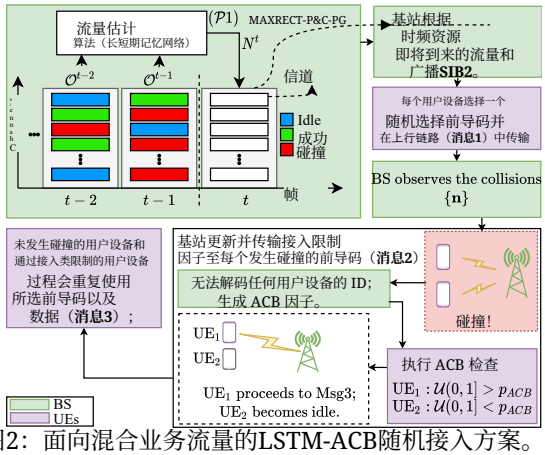


图2：面向混合业务流量的LSTM-ACB随机接入方案。

四、结果与讨论

所进行仿真的参数如表I所示。

表I：系统和信道参数的采用值。

参数	值
超可靠低时延通信用户设备	$K^u = 25$
海量机器类通信用户设备	$K^m = 1000$
# 帧	$\mathcal{F} = 1200$
周期性海量机器类通信用户设备	$K_m^p = 10$
周期性超可靠低时延通信帧	$T_p = 10$
# 每帧时域资源块	$S = 10$
# 每帧频率资源块	$F = 50$
系统总带宽	9 兆赫
URLLC 数据包大小	$P^u = 32$ 字节
mMTC 数据包大小	$P^m = 200$ 字节
ACB 因子	$p_{\text{acb}} \in \{0.2, 0.4, 0.6, \frac{1}{\bar{n}}\}$
超可靠低时延通信调制阶数	$M^u = 4$
海量机器类通信调制阶数	$M^m = 256$
# 每个资源块的 OFDM 符号数	$\nu = 14$
权重：超可靠低时延通信、海量机器类通信、惩罚	$\{\omega^u\ \omega^m\ \omega^p\} = \{.9\ .05\ .05\}$
协议开销	$\xi = 5$
蒙特卡洛模拟（MCS）	$\mathcal{T} \in [10^2;\ \ 10^3]$ 次实现

流量预测 ($\mathcal{S}1$)。考虑到 $|L| = 54$ 和 $|L^u| = 5$，$|L^m| = 49$，我们通过 1200 个训练轮次训练一个 20 层长短期记忆网络，并使用由 $\mathcal{H}^t$组成的 10^4 个流量样本，将˘ ˘期望输出作为精确的 K^m，K^u，如第 III-A 节所述。 $\mathcal{T} = 10^3$ 上的均方误差范围为 MSE^m，$\text{MSE}^u = \{10^{-6}, 10^{-5}\}$（低流量 K^m，K^u $=\{500, 13\}$），以及 MSE^m，$\text{MSE}^u = \{10^{-3}, 10^{-2}\}$（高流量 $\{K^m, K^u\} = \{2500, 63\}$）。因此，使用该方法可以实现混合海量机器类通信-超可靠低时延通信流量预测。

资源切片 流程（$\mathcal{S}2$）。在没有资源分配的情况下，基站必须组织信道以服务任意用户。在这种情况下，基站最多可在 T-F 网格中容纳 30 $16f \times 1s$ 个信道。忽略功率增益优化，启发式 MAXRECT 可以装入 更多信道，尤其是随着˘K^u 增加，因为 $\iota^u < \iota^m$ 以及 L^m的不同格式会直接影响服务用户数量和长期积压。

将信道负载 (CL)定义为活跃用户与信道数量之比，$\text{CL}^i = \frac{\check{K}^i}{|L^i|}$，$i \in u$，$m$，如图3所示。 $|L|$ 采用 MAXRECT 的 RS 方案下，该值从 31（$|L^u| = 1$）增至 41（$|L^u| = 40$），提高了资源块使用率。

此外，采用 RS 的 CL 性能能够根据即将到来的流量分配信道，并优化资源利用率：图3各子图中的 CL=1 ； 子图 *i*)展示了 RS 与固定时频网格下发生的碰撞，*ii)* 和*iii)*展示了在优先URLLC使用模式下，RS 方案显著减少碰撞的情况。此外，子图*iii)*表明，即使在高负载（$K^m = 1000$）下，系统仍能在 RS 方案下运行，尽管处于拥塞状态。随着系统负载增加，优先URLLC使用模式下的拥塞有所缓解。

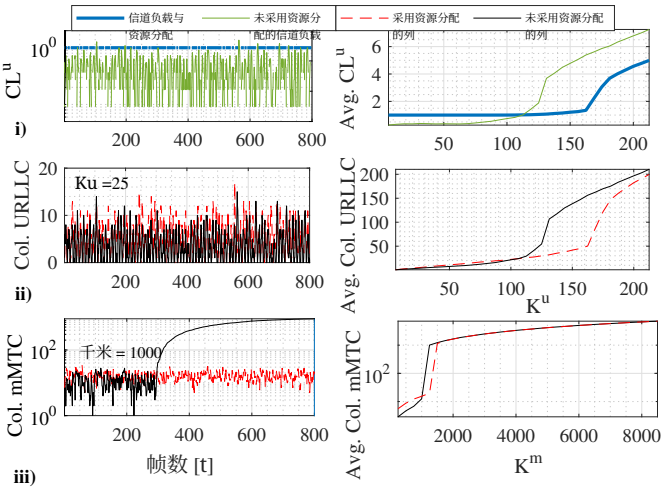


图3：对于URLLC，在*i*）和*ii*）中，以及对于mMTC，在*iii*）中，采用RS（蓝色、红色曲线）和不采用RS（绿色、黑色曲线）时，不同用户数下信道负载和碰撞的性能。

对**基于ACB的拥塞管理** ($\mathcal{P}3$)进行了分析，采用基于LST M-ACB的随机接入协议，并假设使用经典$|L| = 54$ 信道，改变用户数和预留URLLC信道数，同时采用所提出的消息2和消息3方案。性能取 $\mathcal{T} = 100$种MCS和 $\mathcal{F} = 10^3$ 个帧上的平均值。我们采用归一化吞吐量 作为评估指标，$\eta = \frac{V_s}{L}$其中$p_{\text{acb}} \in \{0.2, 0.4, 0.6, 1, \frac{1}{\bar{n}-1}\}$ $p_{\text{acb}} = 1$ 表示不使用消息2和消息3，即即G-F协议，而最优 ACB则来自公式（5）。我们将 K^m 从 10^3 变化到 $3{\cdot}10^4$，并且 K^u 遵循比例关系。此外，我们考虑 $T_{\text{ACB}} = 0$，即发生碰撞的用户将在下一帧重试随机接入过程。我们测试信道预留 $L^u \in \{4, 5, \ldots, 33, 34\}$，因为 K 增加。

图4展示了给定场景下 η 与 K 的关系。因此，在 $\{K^m \geq 4000, K^u \geq 100\}$ 下运行的GF基准中，系统拥塞严重，由于未解决的碰撞，两种使用模式的接入概率都接近于零，随着 t 增加，积压和 $\breve{K}^i \to K^i$、 $i \in \{u, m\}$ 也随之增加。所提出的协议（图2中的消息2和消息3）能够缓解拥塞，并显著提升性能。采用 p^*后，系统能够在用户数量较多时维持吞吐量。

假设流量预测完美、资源分配完美，并采用所提出的协议 p^*，图 5 展示了完整方案的 η 与 K 。随着负载增加，η_{URLC} 也会增加，原因如下：*i*) 业务流量较低时，基站占用的信道较少，

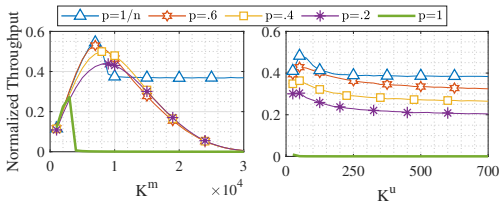
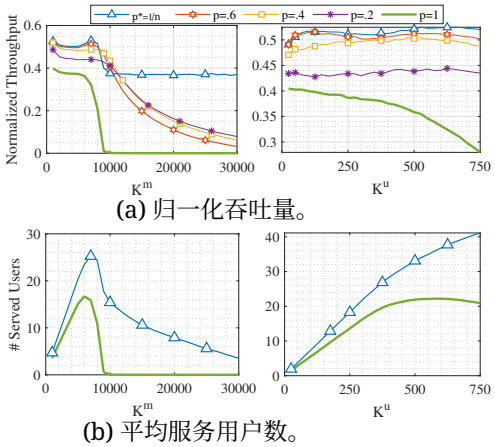


图4：随着 K 增加，采用接入类限制的竞争解决方案在 $L = 54$下，以及 $K^u = \frac{K^m}{40}$ 和 $L^u \in \{4, 5, \ldots, 33, 34\}$ 下的归一化吞吐量 η。

那么，η 的分母会减小；*ii*) 随着 K^u 增加，L^u 也会按比例增加。此外，当 K^u 较高时，采用的策略将大部分资源分配给这种使用模式，这意味着海量机器类通信用户获得的接入机会较少，导致碰撞概率较高，服务用户数量骤减，如图5b中 $\{K^m, K^u\} \geq \{10000, 250\}$所示。



(a) 归一化吞吐量。

(b) 平均服务用户数。

图 5：URLLC 和拥挤的 mMTC 使用模式下均采用完美流量预测和资源分配。 $\mathcal{F} = 1200$ 帧； $K^u = \frac{K^m}{400}$

参考文献

[1] P. Popovski、K. F. Trillingsgaard、O. Simeone 和 G. Durisi，《面向增强型移动宽带、超可靠低时延通信和海量机器类通信的 5G 无线网络切片：通信理论视角》，*IEEE Access*，第 6 卷，第 55 765–55 779 页，2018 年。[2] J. T hota 和 A. Aijaz，《5G 无线网络中面向超可靠低时延通信的随机接入增强》，2021年8月，美国专利 11,109,422 B2。[3] M. Alsenwi、N. H. Tran、M. Bennis、S. R. Pandey、A. K. Bairagi 和 C. S. Hong，《面向 5G 及后续技术中增强型移动宽带与超可靠低时延通信共存的智能资源切片：一种基于深度强化学习的方法》，*IEEE Trans. on Wireless Comm.*，第 20 卷，第 7 期，第 4585–4600 页，2021 年。[4] E. Memisoglu、A. E. Duranay 和 H. Arslan，《混合数字间隔中的峰均功率比降低数字间隔调度》，*IEEE Wireless Communi- cations Letters*，第 10 卷，第 6 期，第 1197–1201 页，2021 年。[5] Y. K. Tun、D. H. Kim、M. Alsenwi、N. H. Tran、Z. Han 和 C. S. Hong，《面向 5G 及后续技术中增强型移动宽带与超可靠低时延通信共存的高能效通信和计算资源切片》，*IEEE Access*，第 8 卷，第 136 024–136 035 页，2020 年。[6] Y. Sim 和 D.-H. Cho，《海量机器类型通信随机接入的基于优先级的接入类别限制方案性能分析》，*IEEE Systems Journal*，第 14 卷，第 4 期，第 5245–5252 页，2020 年。[7] N. Jiang、Y. Deng、O. Simeone 和 A. Nallanathan，《帧时隙 ALOHA 网络中的业务负载预测在线监督学习》，*IEEE Communications Letters*，第 23 卷，第 10 期，第 1778–1782 页，2019 年。[8] J. Jyl¨anki，《装箱问题的一千种方法——二维矩形装箱的实用方法》，http://pds25.egloos.com/pds/201504/21/98/RectangleBinPack.pdf， 2010, [访问日期：01-June-2022]。