

## 基于时隙 ALOHA 与自适应接入类禁止混合的大规模终端接入算法

朱振宇, 朱晓荣, 蔡艳, 朱洪波

(南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

**摘要:** 为了解决物联网环境中大规模终端接入碰撞率高、时效性低的问题, 提出了一种基于时隙 ALOHA 与自适应接入类禁止 (ACB, access class barring) 混合的大规模终端接入算法。该算法首先以各终端所处理业务的数据量及对时延的要求对业务进行分类, 对于时延不敏感且有效数据部分小于 1 000 bit 的业务, 采用基于时隙 ALOHA 的竞争接入方式; 对于时延敏感型业务或者有效数据部分大于 1 000 bit 的业务, 采用基于 ACB 的随机接入方式。在此基础上, 提出了一种基于定量估计的接入申请量预测方法, 并依据此预测值动态调整 ACB 控制参数。仿真结果表明, 与现有的其他接入算法相比, 在保证高优先级业务时延要求的前提下, 所提出的算法有效降低了碰撞率, 提高了系统接入成功率。

**关键词:** 物联网; 大规模接入; 时间序列预测; 自适应接入类禁止

**中图分类号:** TN929.5

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2020.00164

## Large-scale terminal access algorithm based on slot ALOHA and adaptive access class barring

ZHU Zhenyu, ZHU Xiaorong, CAI Yan, ZHU Hongbo

College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunication, Nanjing 210003, China

**Abstract:** In order to solve the problem of high collision rate and low timeliness of large-scale terminals access in the Internet of things, a large-scale terminal access algorithm based on slot ALOHA and adaptive access class barring (ACB) was proposed. Firstly, the services were classified based on the data from each terminal by the volume of the services processed and the requirements for delay. For the services that were not time-sensitive and whose effective data portion was less than 1 000 bit, a slot-based ALOHA-based competitive access method was used. ACB-based random access was used for the services that were time-sensitive or whose data portion was greater than 1 000 bit. On this basis, a method was proposed for predicting the access application volume based on the quantitative estimation, and dynamically adjusting the ACB control parameters based on this predicted value. Simulation results show that compared with other existing access algorithms, the proposed algorithm reduces the collision rate and improves the system access success rate under the premise of ensuring the high priority service delay requirements.

**Key words:** Internet of things, massive access, time series prediction, adaptive access class barring

### 1 引言

物联网是将物品通过信息传感设备与互联网相连接<sup>[1]</sup>, 并经过互联网完成数据传递和共享, 通

过计算机技术实现对相关数据的处理和运用。物联网扩展了移动通信的服务范围, 推动了从“人的互联”向“万物互联”演进, 低功耗大连接和低时延高可靠场景是 5G 物联网的两大场景<sup>[2]</sup>。随着 5G 技

收稿日期: 2020-01-15; 修回日期: 2020-03-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61871237); 江苏省重点研发计划 (No.BE2019017)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61871237), The Jiangsu Province Key R&D Plan (No.BE2019017)

术的发展以及人们生活水平的提高, 物联网连接设备数量正在以指数级的速度增长, 根据 Gartner 发布的数据, 2017 年全球物联网连接设备数量达 83.81 亿台, 到 2020 年达 204.12 亿台, 并保持年均 30% 以上的速度增长。华为技术有限公司在 2016 年全球联接指数报告中预测, 到 2025 年物联网连接设备数量或将达 1 000 亿台<sup>[3]</sup>。

传统无线蜂窝网络的基础设施建设完善、覆盖区域广、移动性强且安全可靠, 因此, 该网络是目前物联网通信的主要承载网络。但是, 传统的无线蜂窝网络是针对人与人 (H2H, human to human) 通信的特点而设计的, 尽管物与物 (M2M, machine to machine) 通信与 H2H 通信之间存在一些共同的特征, 如移动性和安全性要求等<sup>[4]</sup>, 但 M2M 通信仍然存在很多独有的特性, 如机器类型通信设备 (MTCD, machine type communication device) 不频繁的传输 (MTCD 可能以低占空比发送或接收数据, 且数据量偏小)、各有不同的服务质量 (QoS, quality of service) 要求 (不同 MTCD 承载的业务不同, 从而导致设备对时延的要求各不相同)、小数据和大规模传输等<sup>[5]</sup>。由此可见, 现有网络在面对海量的物联网设备接入时显得力不从心, 所以在现有无线蜂窝网络的基础上提出一种针对 M2M 通信特点的大规模终端接入算法显得非常重要。

在无线蜂窝网络中, 由于随机接入信道资源有限, 海量设备同时接入将导致拥塞严重, 系统的吞吐量大幅度降低, 严重影响了时延指标。针对此问题, 3GPP 提出 4 种可能的解决方案<sup>[6-7]</sup>: 1) 基于退避的方案; 2) 接入类禁止 (ACB, access class barring) 机制; 3) 动态分配随机接入资源, 该方法的效果依赖于对申请量预测的准确性; 4) 分离随机接入信道 (RACH, random access channel) 资源, 该方案有助于减小对用户体 (UE, user experience) 的影响, 但对 MTCD 的拥塞情况改善能力有限。文献[8]利用贝叶斯理论对当前时隙的接入申请量、前导码冲突率和下一时隙新增的申请数三者进行估计, 并通过定量预测对下一接入时隙中即将到达的业务申请量进行判断, 讨论最佳的 ACB 控制参数。该方法建立在所有接入申请发生冲突后均在下一时隙直接进行重传的前提下, 与实际接入过程中的退避方案有一定误差。文献[9]提出了针对异构 M2M 通信网络的 ACB 参数选择、小区选择和资源分配三者的联合优化算法。为了实现异构小区中资

源块 (RB, resource block) 的有效利用, 首先提出了一种基于虚拟聚类的联合 ACB 和 RB 分配子算法。将 MTCD 划分为虚拟集群, 然后将虚拟集群的 ACB 和 RB 联合分配问题表述为 RB 利用率最大化问题。通过解决最优化问题, 得到最优的 ACB 因子和 RB 分配策略。给定最佳策略后, 将 MTCD 的联合小区选择和功率分配问题计算式转化为效用函数最大化问题。由于制定的问题是混合非线性优化问题, 所以求解过程较复杂。文献[10]提出了一种新颖的基于学习自动机的 ACB 方案 (即 LA-ACB 方案), 该方案的应用场景为以 M2M 流量为中心的大规模访问, 其中, M2M 和 H2H 流量可以使用所有可用的前导码。利用学习自动机的自适应学习属性, 建立了大规模的随机接入模型, 并进一步提出了一种 LA-ACB 方案来动态调整 ACB 因子, 从而使基站能够在 H2H 流量的干扰下控制大量的 M2M 流量。除了常见的 ACB 机制外, 文献[11]提出了一种基于分布式队列 (DQ, distributed queue) 机制的新颖访问协议, 有效解决了基于蜂窝的 M2M 通信中大规模访问的问题。为了充分利用 DQ 机制的优势, 提出通过让基站首先在随机访问机会中大致探测冲突设备的数量来避免 DQ 固有的过度划分问题。然后根据探测结果, 基站将设备随机划分为确定数量的组, 并将这些组“推”到逻辑访问队列的末尾。文献[12]根据 QoS 的要求将 MTCD 分组为集群, 利用 M2M 的时间控制特性, 将具有 QoS 保证的大规模接入问题转化为排队问题。通过应用大偏差原理推导出溢出概率估计模型, 然后提出了基于在线测量的自适应大规模访问管理算法, 以确定为每个集群分配的资源量, 该方案的系统容量性能较优, 但算法复杂度较高。

针对上述问题, 本文提出了一种基于时隙 ALOHA 与自适应 ACB 混合的大规模终端接入算法。该算法针对 M2M 业务时延要求不一、大小数据量业务并存的特征, 采用自适应的随机接入控制机制对不同业务到达量进行预测。接着根据预测值动态分配接入资源, 再针对不同业务采用不同的接入方式。对于时延不敏感且有效数据部分小于 1 000 bit 的业务, 精简接入信令, 采用基于时隙 ALOHA 的竞争接入方式; 对于时延敏感型或有效数据部分大于 1 000 bit 的业务, 采用基于 ACB 的随机接入方式。另外, 利用一种基于定量估计的接入申请量预测方法, 得到接入申请数更准确的预测值, 从而进一步提高系统接入成功率, 降低系统平均时延。

## 2 系统模型

本文提出的接入算法是在一个小区内有单一演进型基站 (eNB, evolved nodeB) 和海量终端的情况下, 并且小区内仅有 M2M 用户, 不考虑 H2H 用户, 系统模型示意图如图 1 所示。同时, 假设 eNB 始终能在收到前导码时就检测出是否冲突, 所以只要有二个或二个以上 MTC D 选择同一个前导码就认定为冲突, 则该时隙内接入失败。

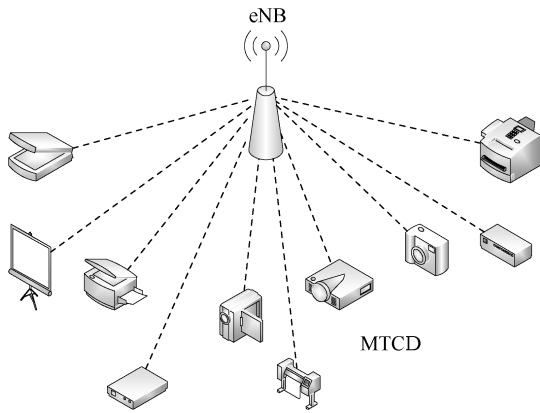


图 1 系统模型示意图

为了精简信令、提高系统接入成功率, 本文采用随机接入与数据承载相结合的媒体接入控制 (MAC, media access control) 层协议, 针对时延不敏感且有效数据量较小的业务采用时隙 ALOHA 的接入方式, 而对于时延敏感或大数据量的业务则采用基于 ACB 的随机接入方式。为了配合上述混合的接入算法, 本节提出了一种时隙 ALOHA 与自适应 ACB 相结合的 MAC 层协议。该协议将每个接入时隙的接入资源分为 4 部分: 第一部分用于广播当前时隙的接入资源情况、ACB 控制参数等必要的接入信息; 第二部分用于随机接入的前导码分配; 第三部分用于时隙 ALOHA 的一步接入; 第四部分是数据承载部分, 用于在随机接入中成功获得前导码的设备间进行数据传输。混合 MAC 层协议示意图如图 2 所示, 其中,  $T_i$  表示第  $i$  个接入时隙。

## 3 基于时隙 ALOHA 与自适应 ACB 混合的接入算法

### 3.1 混合接入算法基本流程

混合接入算法在每个接入时隙结束时, 统计前导码的使用情况及资源的空闲率, 然后使用基于时间序列预测的接入申请量预测算法预测下一时隙的

接入申请量。接下来, 根据申请量的预测值并以下一时隙接入成功数最多为原则, 调整前导码分组阈值  $S_i$  和 ACB 控制参数  $a$ 。当下一时隙到来时, 依照 QoS 的要求和数据量大小对业务进行分类, 并使用调整后的参数, 对不同类型的业务分别使用时隙 ALOHA 或自适应 ACB 方法进行接入。

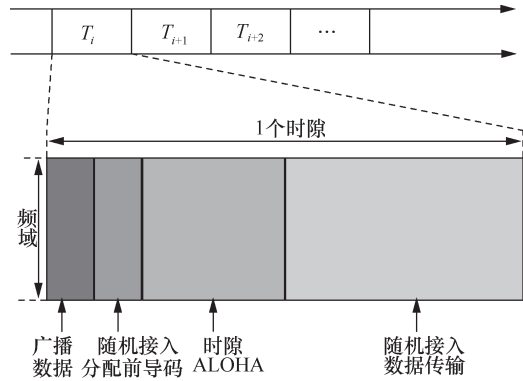


图 2 混合 MAC 层协议示意图

### 3.2 基于时间序列预测的接入申请量预测算法

基于时间序列预测的接入申请量预测算法首先统计在接入时隙完成后, 前导码的使用状态及时隙 ALOHA 的资源空闲率。然后依据最大似然估计原则, 对当前接入时隙各类业务的申请量进行估计。接着对下一时隙各类业务的申请量进行时间序列预测, 并依据预测值对资源分配及 ACB 控制参数进行自适应调整。

#### 3.2.1 对当前时隙业务接入申请量的估计

对于采用基于自适应 ACB 随机接入方式的业务, 根据 ACB 机制中前导码的状态对申请量进行估计<sup>[13]</sup>, 具体如下。

用  $s_i$  代表第  $i$  个前导码所处的状态, 其中,  $s_i = 0$  表示该前导码没有被选择, 即处于空闲状态;  $s_i = 1$  表示该前导码刚好被一个 MTC D 选择, 即该设备可以在后续的数据传输阶段传输数据, 称该状态为成功态;  $s_i \geq 2$  表示有两个或两个以上设备选择了该前导码, 被检测为冲突态, 则第  $i$  个前导码处于这 3 种状态的概率分别为

$$P(s_j | N_a = n_a) = \begin{cases} (1 - \frac{1}{N_p})^{n_a}, & s_i = 0 \\ \frac{n_a}{N_p} \cdot (1 - \frac{1}{N_p})^{n_a - 1}, & s_i = 1 \\ 1 - (1 - \frac{1}{N_p})^{n_a} - \frac{n_a}{N_p} \cdot (1 - \frac{1}{N_p})^{n_a - 1}, & s_i \geq 2 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $N_p$  表示当前时隙的可用前导码数;  $n_a$  表示当

前时隙的申请接入数。

假设  $s_i=0$ 、 $s_i=1$ 、 $s_i \geq 2$  的个数分别为  $n_1$ 、 $n_2$ 、 $n_3$ ，则利用最大似然估计方法估计的计算式如式(2)所示。

$$P = P(s_i = 0 | N_a)^{n_1} \cdot P(s_i = 1 | N_a)^{n_2} \cdot P(s_i \geq 2 | N_a)^{n_3} \quad (2)$$

使式(2)取得最大值的  $N_a$  即申请的估计值  $\hat{N}_a$ ，即

$$\hat{N}_a = \arg \max \sum_j \ln P(s_j | N_a) \quad (3)$$

通过 ACB 后的最大似然估计值与实际申请数对比如图 3 所示。在图 3 中，蓝色线是实际申请数，红色线是根据前导码状态代入式(3)求得的对当前申请数的估计值，两条线基本重合，证明该估计值与实际值基本相符。

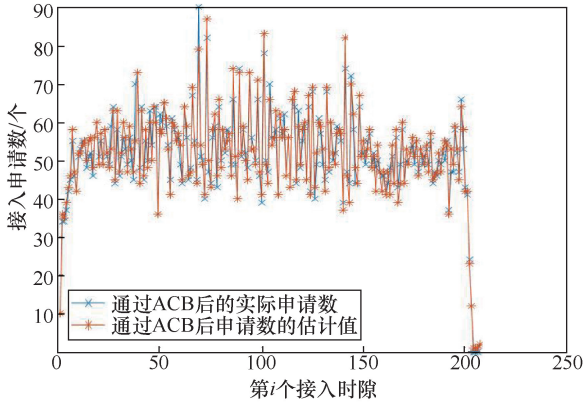


图 3 通过 ACB 后的最大似然估计值与实际申请数对比

根据通过 ACB 机制后申请数的估计值，可求得在通过 ACB 机制之前所有接入申请总数的估计值为  $\hat{N} = \hat{N}_a / a$ ，其中， $a$  为当前时隙的 ACB 控制参数，通过 ACB 前的最大似然估计值与实际申请数对比如图 4 所示。

对于采用时隙 ALOHA 的竞争接入方式的业务，则根据当前时隙内物理资源块的状态进行估计，具体方法如下。

假设可用资源总块数为  $N_s$ ，当前时隙空闲资源块数为  $\tilde{N}_{idle,i}$ ，则实际资源块空闲率为  $\tilde{P}_{idle,i} = \frac{\tilde{N}_{idle,i}}{N_s}$ ，而

理论资源块空闲率为  $P_{idle,i} = \left(1 - \frac{1}{N_s}\right)^{C_i}$ ，其中， $C_i$

为当前时隙的申请接入量。令理论空闲率等于实际空闲率，即  $\tilde{P}_{idle,i} = P_{idle,i}$ ，则可求得当前时隙的申请接入量的估计值为

$$\hat{C}_i = \frac{\log(\tilde{P}_{idle,i})}{\log((N_i - 1)N_i)} \quad (4)$$

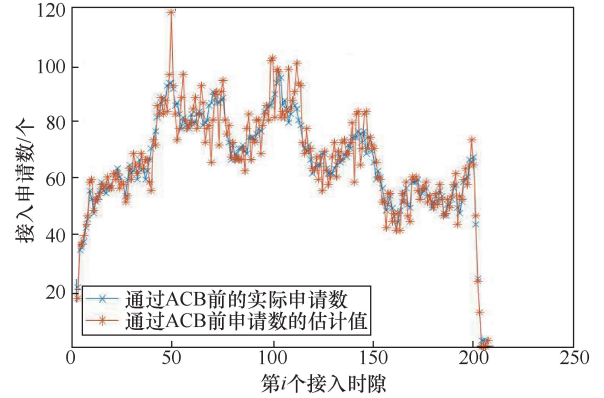


图 4 通过 ACB 前的最大似然估计值与实际申请数对比

### 3.2.2 对下一时隙业务接入申请量的预测

将第  $i$  个时隙根据前导码或资源块的状态得到的接入申请量的估计值记为  $\hat{N}_i$ ，第  $i$  个时隙接入成功的申请量为  $S_i$ ，第  $i+1$  个时隙新到达的接入申请量为  $new_{i+1}$ ，第  $i+1$  个时隙进行重传的申请量为  $F_{i+1}$ ，则第  $i+1$  个时隙接入申请量的预测值为

$$\hat{N}_{i+1} = \begin{cases} \hat{N}_i - S_i + F_{i+1} + new_{i+1}, & i \leq I_A \\ \hat{N}_i - S_i + F_{i+1}, & i > I_A \end{cases} \quad (5)$$

其中， $I_A$  为最后到达的接入申请所在的时隙。

由于接入申请量属于时间序列，因此，可以使用历史增量的加权和作为下一时隙的增量。令  $new_{i+1} = 0.6 \times new_i + 0.3 \times new_{i-1} + 0.1 \times new_{i-2}$ ，又因为  $new_i = \hat{N}_i - \hat{N}_{i-1} - F_i + S_{i-1}$ ，则有

$$new_{i+1} = \max\{0, (0.6 \times new_i + 0.3 \times new_{i-1} + 0.1 \times new_{i-2})\} = \max\{0, (0.6\hat{N}_i - 0.3\hat{N}_{i-1} - 0.2\hat{N}_{i-2} - 0.1\hat{N}_{i-3} - 0.6F_i - 0.3F_{i-1} - 0.1F_{i-2} + 0.6S_{i-1} + 0.3S_{i-2} + 0.1S_{i-3})\} \quad (6)$$

下一时隙接入申请量的预测值表示为

$$\hat{N}_{i+1} = \begin{cases} \max \left\{ \hat{N}_i, \begin{pmatrix} 1.6\hat{N}_i - 0.3\hat{N}_{i-1} - \\ 0.2\hat{N}_{i-2} - 0.1\hat{N}_{i-3} - \\ 0.6F_i - 0.3F_{i-1} - \\ 0.1F_{i-2} + 0.6S_{i-1} + \\ 0.3S_{i-2} + 0.1S_{i-3} \end{pmatrix} \right\} - S_i, & i \leq I_A \\ \hat{N}_i - S_i + F_{i+1}, & i > I_A \end{cases} \quad (7)$$

基于时间序列预测的申请量与实际申请量对

比如图 5 所示, 在图 5 中, 蓝色线表示实际申请数, 红色线表示根据上一时隙的数据对当前时隙计算得到的预测值, 两条线基本吻合, 表明该预测算法与实际接入申请量基本吻合。

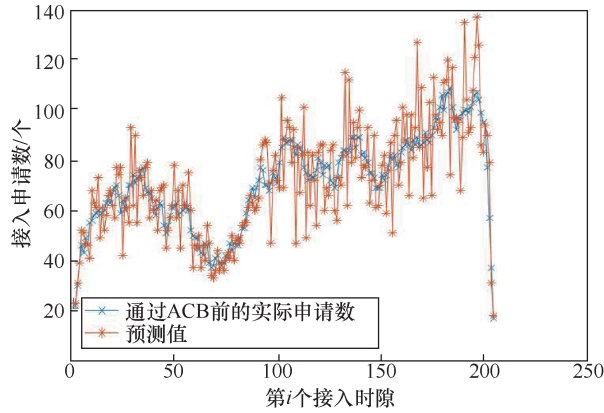


图 5 基于时间序列预测的申请量与实际申请量对比

### 3.2.3 根据预测值调整参数

根据各类业务到达量的预测值, 更新动态前导码分组参数  $g_1$  和 ACB 控制参数  $a$ , 使得下一时隙执行接入时, 接入成功数最多。因为  $s_i=1$  表明前导码传输成功, 则成功传输前导码的期望值为

$$\begin{aligned} E[N_s | N_a = n_a] &= \sum_{i=1}^{N_p} P(s_i=1 | N_a = n_a) \\ &= N_p \cdot C_{n_a}^1 \cdot \frac{1}{N_p} \cdot \left(1 - \frac{1}{N_p}\right)^{n_a-1} \quad (8) \\ &= n_a \cdot \left(1 - \frac{1}{N_p}\right)^{n_a-1} \end{aligned}$$

其中,  $N_s$  表示传输成功的前导码个数,  $N_a$  表示通过 ACB 控制参数筛选后的用户数, 即选择了前导码的总用户数。

当共有  $N$  个用户时, 有  $N_a$  个用户通过 ACB 控制参数筛选的概率为

$$P(N_a = n_a | N = n) = C_n^{n_a} \cdot a^{n_a} \cdot (1-a)^{n-n_a} \quad (9)$$

综上所述, 共有  $N$  个用户经过 ACB 后接入成功数的期望值为

$$\begin{aligned} E[N_s | N = n] &= E\left[P(N_a = n_a | N = n) \cdot E[N_s | N_a = n_a]\right] \\ &= \sum_{n_a=1}^n P(N_a = n_a | N = n) \cdot n_a \cdot \left(1 - \frac{1}{N_p}\right)^{n_a-1} \\ &= \sum_{n_a=1}^n C_n^{n_a} \cdot a^{n_a} \cdot (1-a)^{n-n_a} \cdot n_a \cdot \left(1 - \frac{1}{N_p}\right)^{n_a-1} \quad (10) \\ &= n \cdot a \cdot \left(1 - \frac{a}{N_p}\right)^{n-1} \end{aligned}$$

对  $a$  求导, 可得最优控制参数为

$$a_{opt} = \frac{J}{n} \quad (11)$$

根据式(11)的结论可得, 当接入申请数等于当前可用前导码个数时, 接入成功率最大, 所以取  $g_1$  等于当前时隙高优先级业务的接入申请量。

### 3.3 基于时隙 ALOHA 与自适应 ACB 混合的接入算法具体步骤

1) eNB 收集上一时隙的接入情况, 对各类数据业务进行预测, 决定资源配置的参数包括信道的资源分配、ACB 的控制参数以及退避参数等。

2) 随机接入阶段: 该阶段主要用于时延敏感型或有效数据部分大于 1 000 bit 的业务进行前导码的分配。首先判断申请接入业务的优先级, 如果为高优先级业务, 则直接从高优先级业务所使用前导码的集合  $G1[1, g_1]$  中选择前导码进行接入; 如果为低优先级, 则先在  $0 \sim 1$  之间产生一个随机数  $p$ , 如果  $p$  小于当前时隙的 ACB 控制参数  $a$ , 则从低优先级业务所使用前导码的集合  $G2[g_1+1, N_p]$  中选取前导码进行接入, 如果  $p \geq a$ , 则当前时隙不执行接入。

3) 竞争接入阶段: 用于基于时隙 ALOHA 的小数据业务的竞争接入。

4) 数据传输阶段: 在随机接入阶段成功获得数据传输机会的 MTCD 进行数据传输。

基于时隙 ALOHA 与自适应 ACB 混合的接入算法流程如图 6 所示。

## 4 性能评估与仿真分析

本文仿真环境采用单个小区内有一 eNB 和海量终端的系统模型, 每一时隙的前导码数设为 54 个, 最大传输次数设为 10 次, 接入申请到达率服从均匀分布, 其他所需基本参数按照文献[6]中的参数设置, 配置参数如表 1 所示。

为了验证本文算法的有效性, 使用均匀分布接入流模型和贝塔分布接入流模型分别模拟周期性业务和突发性业务, 将本文算法与不同参数的 ACB 机制以及文献[9]中提出的 LA-ACB 算法进行比较, 并分别统计不同接入算法下高优先级业务的平均接入时延和接入成功率以及整个系统所有业务的平均接入时延和接入成功率。

针对高优先级业务, 由于 ACB 算法未针对用户 QoS 的要求划分优先级, 因此, 所有用户共享所

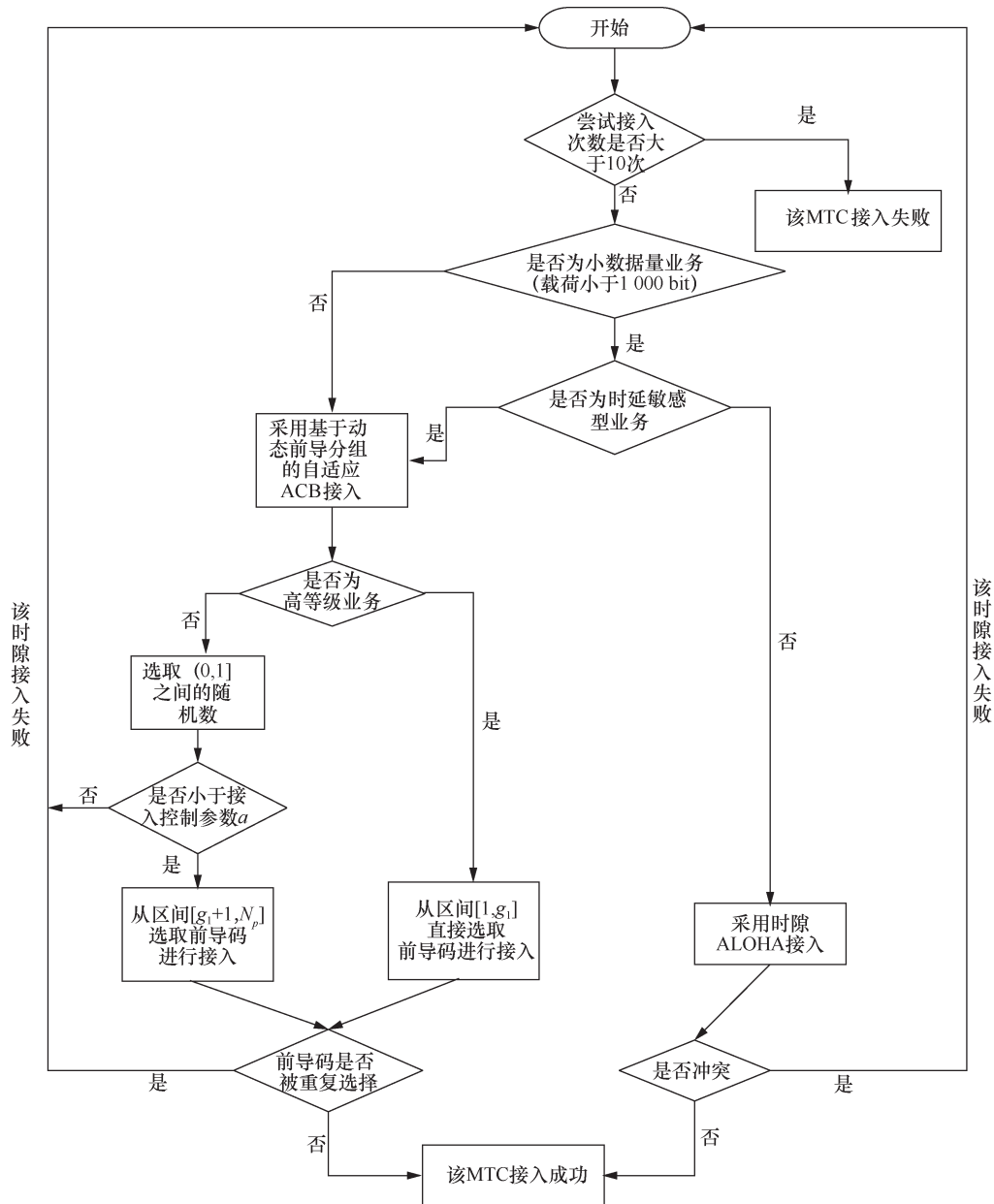


图 6 基于时隙 ALOHA 与自适应 ACB 混合的接入算法流程

表 1 配置参数

参数	值
小区宽带	5 MHz
前导码总数	54 个
退避时间	20 ms
前导码最大传输次数	10 次
RAR 响应窗	5 ms
冲突解决时间	48 ms

有接入资源，而本文算法为不同优先级的用户划分了不同范围的前导码。为了公平地比较，定义单位前导码接入成功率为  $P_{norsuc} = \frac{N_{suc}}{N_{pre}}$ ，用于表示每使用一个前导码所能成功接入的用户数。其中， $N_{suc}$  表示整个接入过程成功接入的用户总数， $N_{pre}$  表示整个接入过程所使用的前导码总数。

#### 4.1 使用均匀分布接入流模型进行仿真

均匀到达情况下高优先级业务单位前导码接入成功率对比如图 7 所示，均匀到达情况下高优先级业务平均接入时延对比如图 8 所示。

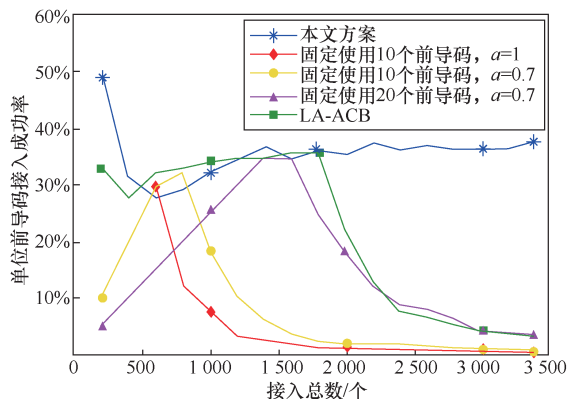


图7 均匀到达情况下高优先级业务单位前导码接入成功率对比

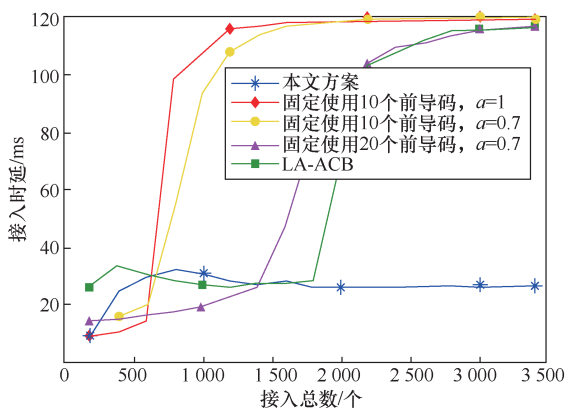


图8 均匀到达情况下高优先级业务平均接入时延对比

从图7和图8可以看出，本文算法在接入总数较少时的性能有所波动。这是由于接入总数较少时，预测算法与下一时隙实际接入申请量的误差对接入参数的调整影响较大；当接入总数超过2000个时，即每一时隙新增接入申请数超过10个时，本文算法的性能趋于稳定。同时，LA-ACB算法在接入总数较少时，性能优于普通ACB机制，与本文算法性能接近。但随着接入数量的增多，LA-ACB算法的性能开始出现下降，这是因为无论是ACB算法还是改进的LA-ACB算法都无法避免遇到小数据业务时两步接入（即获取前导码和传输数据）带来的接入资源浪费的问题。本文算法因为针对不同类型的业务采用不同的接入算法，使得小数据业务可以通过时隙ALOHA一步接入系统，从而提高了接入资源的利用率。当面对大规模用户接入时，本文算法的高优先级业务单位前导码接入成功率明显高于其他方法，且平均时延更低，有效地满足了高优先级用户的QoS要求。

均匀到达情况下系统接入成功率对比如图9所示，均匀到达情况下系统平均接入时延对比如图10所示。图9和图10给出了系统前导码数为54个且

各类业务按均匀分布接入流模型并发时，整个系统所有业务的平均接入时延和接入成功率。由图9和图10可以看出，在整体性能方面，无论接入总数是多少，本文提出的基于时隙ALOHA与自适应ACB混合的接入算法的性能均优于普通ACB算法及LA-ACB算法的性能，特别是随着接入总数的增多，当系统面对海量终端周期性接入时，本文算法的性能优势更明显。

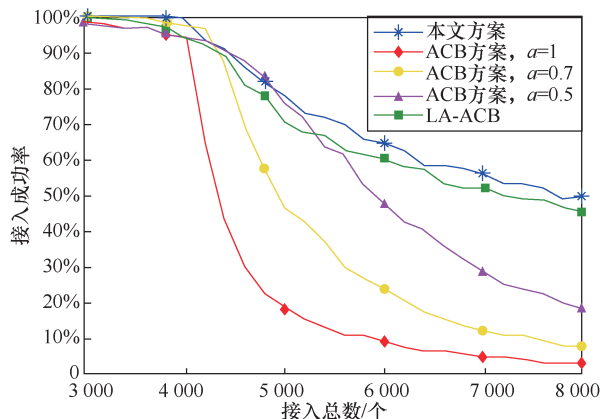


图9 均匀到达情况下系统接入成功率对比

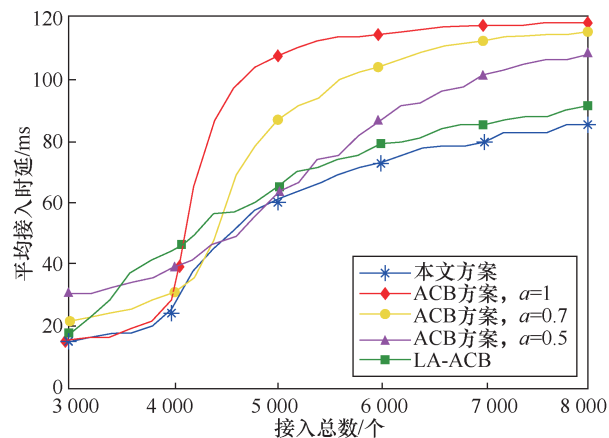


图10 均匀到达情况下系统平均接入时延对比

#### 4.2 使用贝塔分布接入流模型对突发性业务的接入进行仿真

除了接入流模型服从不同分布外，其他仿真参数同上。首先给出系统中高优先级业务的仿真结果，贝塔到达情况下高优先级业务单位前导码接入成功率对比如图11所示，贝塔到达情况下高优先级业务平均接入时延对比如图12所示。

从图11和图12可以看出，相比于均匀到达接入流模型，在面对突发业务时，本文算法的优势更大，这得利于对下一时隙接入申请量的精准预测和对下一时隙接入参数的动态调整。

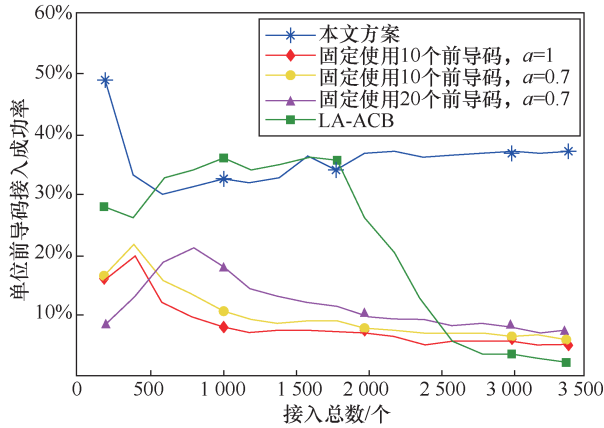


图 11 贝塔到达情况下高优先级业务单位前导码接入成功率对比

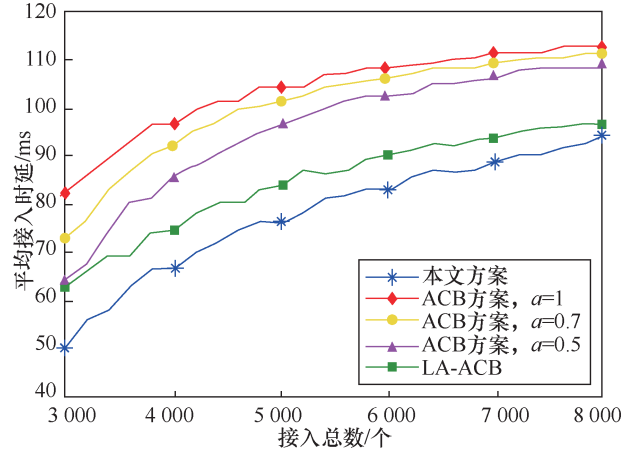


图 14 贝塔到达情况下系统平均接入时延对比

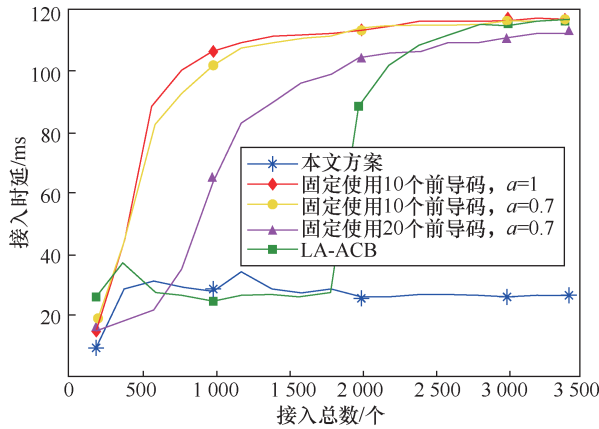


图 12 贝塔到达情况下高优先级业务平均接入时延对比

图 13 和图 14 分别给出了当系统前导码总数为 54 个并且高优先级业务与低优先级业务并发时，系统中所有业务的接入成功率和平均接入时延的对比。由图 13 和图 14 可以看出，当面对海量终端突发性接入时，本文所提出的接入算法仍然能在保证满足高优先级业务 QoS 要求的前提下，提高系统的接入成功率，降低系统的平均接入时延。

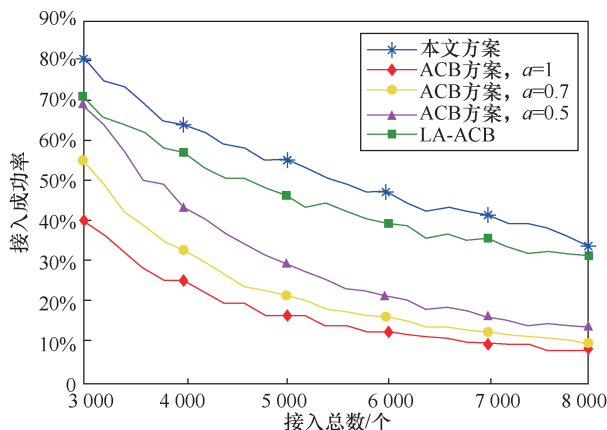


图 13 贝塔到达情况下系统接入成功率对比

综上所述，本文提出的基于时隙 ALOHA 与自适应 ACB 混合的接入控制算法能根据前导码的历史状态预测下一时隙的接入申请数，不需要假定接入申请数已知。并且该算法针对不同业务的特点，分别选用更合适的接入策略，具有更高的系统吞吐量。仿真结果表明，无论是面对周期性还是突发性的大规模终端接入请求，本文算法都能在保证满足高优先级业务 QoS 要求的前提下，显著改善系统的接入成功率和平均接入时延。

### 5 结束语

本文针对物联网中单一 eNB 和海量终端的场景，提出了基于时隙 ALOHA 与自适应 ACB 混合的接入控制算法。该算法根据 M2M 通信大数据量和小数据量业务并存、QoS 要求不同的特点，对不同类型的业务分别采用不同的接入方式。其中，对时延不敏感且有效数据量较小的业务采用时隙 ALOHA 的接入方式，而对于时延敏感或大数据量业务则采用基于 ACB 的随机接入方式。同时，为了动态调整 ACB 机制的控制参数和前导码分组阈值，本文还提出了基于时间序列预测的申请量预测算法和基于最大期望的参数选择算法。最后，通过系统的仿真和对比证明了该接入控制算法在保证满足高优先级业务 QoS 要求的同时，能提高系统的接入成功率，降低系统的平均接入时延。

### 参考文献:

[1] 于浩森. 物联网发展及应用前景分析[J]. 通信电源技术, 2019, 36(11): 142-144.

- YU H M. Analysis of the development and application prospects of the Internet of things[J]. Communication Power Technology, 2019, 36(11): 142-144.
- [2] 朱剑驰, 杨蓓, 陈鹏. 物联网无线接入技术研究[J]. 物联网学报, 2018, 2(2): 73-84.
- ZHU J C, YANG B, CHEN P. Research on wireless access technologies for Internet of things[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(2): 73-84.
- [3] 华为技术有限公司. 2016 年全球联接指数(GCI)[S]. 2016. Huawei Technologies CO., LTD. 2016 global connectivity index (GCI)[S]. 2016.
- [4] 3GPP. Service requirements for machine-type communications: TS 22.368 V11.0.0[S]. 2010.
- [5] LIEN S Y, CHEN K C, LIN Y H. Toward ubiquitous massive accesses in 3GPP machine-to-machine communications[J]. IEEE Communications Magazine, 2011, 49(4): 66-74.
- [6] ZTE. MTC simulation results with specific solutions: R2-104662[S]. 2010.
- [7] 3GPP. Study on RAN improvements for machine-type communication: TR 37.868 V11.0.0[S]. 2011.
- [8] CHOU C M, HUANG C Y, CHIU C Y. Loading prediction and barring controls for machine type communication[C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2013: 5168-5172.
- [9] CHAI R, MA Z F, LIU C Z, et al. Service characteristics-oriented joint ACB, cell selection, and resource allocation scheme for heterogeneous M2M communication networks[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(3): 2641-2652.
- [10] DI C, ZHANG B, LIANG Q L, et al. Learning automata-based access class barring scheme for massive random access in machine-to-machine communications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 6007-6017.
- [11] BUI A T H, NGUYEN C T, THANG T C, et al. Design and performance analysis of a novel distributed queue access protocol for cellular-based massive M2M communications[J]. IEEE Access, 2018, 6: 3008-3019.
- [12] SI P, YANG J, CHEN S W, et al. Adaptive massive access management for QoS guarantees in M2M communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(7): 3152-3166.
- [13] 官露. 面向智能电网的海量终端接入技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.

科技大学, 2017.

GUAN L. Research on massive terminal access technology for smart grid[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.

#### [作者简介]



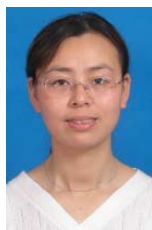
朱振宇 (1995- ), 男, 南京邮电大学硕士生, 主要研究方向为物联网大规模终端接入算法。



朱晓荣 (1977- ), 女, 南京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为下一代无线网络、物联网等。



朱洪波 (1956- ), 男, 南京邮电大学教授、博士生导师, 南京邮电大学原副校长, 物联网研究院院长, 江苏省“泛在无线通信与物联网”科技创新团队带头人, 主要研究方向为物联网、移动通信网络等。



蔡艳 (1974- ), 女, 南京邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线通信与电磁兼容、移动通信与宽带无线通信技术。