

基于多层感知机的无线射频标签数量估计方法

谢 鑫^{1),2)} 刘秀龙²⁾ 王军晓¹⁾ 郭 嵩¹⁾ 李克秋²⁾

¹⁾(香港理工大学电子与计算学系 香港 999077)

²⁾(天津大学智能与计算学部 天津 300072)

摘 要 近年来,随着标签价格的下降和供应链物流需求的增长,射频识别技术已经走向全面部署阶段.全面部署意指在所有商品上部署标签,以提升供应链追踪的精度.这种趋势会导致标签数据规模呈指数倍增长,给阅读器的信息读取带来很大的压力.在这个背景下,标签数量估计协议,正因为其时间效率高的特点得到越来越多的关注.现有的方法主要根据时隙状态统计特征进行数量估计.然而,各类型数量估计统计量的精度受到系统参数、标签规模、以及随机噪声的影响,其结果很不稳定.任意单一特征都很难给出精准、稳定的数量估计结果.为此,本文设计了一种基于多层感知机的数量估计方法,通过融合多样化的数量估计特征来提高估计的精度.针对真实时隙状态难以获取,模型难以训练的问题,本文研究了如何通过仿真器生成大量具有不同时隙状态的随机帧来训练我们的网络.针对数量估计网络工作范围较窄的问题,我们设计了一种两阶段基于采样思想的数量估计协议,通过快速的标签数量粗略估计设定合理的采样概率,以确保标签数目位于数量估计网络的工作区间.我们的仿真实验结果表明,本文提出的基于多层感知机的数量估计协议比现有方法能提升至少 21% 的精度.

关键词 无线射频识别;标签数量估计;多层感知机;标签采样;时间效率

中图法分类号 TP18

DOI 号 10.11897/SP.J.1016.2023.00499

RFID Cardinality Estimation Approach Based on Multilayer Perceptron

XIE Xin^{1),2)} LIU Xiu-Long²⁾ WANG Jun-Xiao¹⁾ GUO Song¹⁾ LI Ke-Qiu²⁾

¹⁾(Department of Computing, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077)

²⁾(College of Intelligence and Computing, Tianjin University, Tianjin 300072)

Abstract In recent years, with the price decline of RFID tags and the growth of supply chain demand, the RFID technology has moved towards the next full deployment stage, which requires the deployment of tags on individual commodities to improve the accuracy of supply chain tracking. This trend will lead to an exponential increase in the number of RFID tags, increasing the pressure on reader for inventory counting. Usually, the reader needs to identify 96-bit ID of a tag for checking if they exist. However, transmitting ID via low-rate RFID channel takes too much time. Considering that many existing RFID applications do not require explicit ID information but quantity information for production and logistics decision-making, the tag cardinality estimation problems have therefore attracted the most attention in recent years. Most of the existing tag cardinality estimation schemes only need tags to respond a binary or short messages and let the reader observe the statical features of the time frame for performing quantity estimation. The researchers have proposed various estimators, which reveals the explicit relationship between the statical feature of the time frame and the number of tags, including the number of empty/non-

收稿日期:2021-06-25;在线发布日期:2022-02-08. 本课题得到国家自然科学基金(No. 6200225, 62032017)资助. 谢 鑫,博士,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究领域为无线射频识别、移动感知等. E-mail:xiexindut@gmail.com. 刘秀龙(通信作者),博士,教授,主要研究领域为区块链、移动计算、人体行为识别、物联网安全隐私等. E-mail:xiulong_liu@tju.edu.cn. 王军晓,博士,主要研究领域为联邦学习、边缘智能、软件定义网络等. 郭 嵩,博士,教授,主要研究领域为大数据、边缘学习、移动计算、区块链等. 李克秋,博士,教授,国家杰出青年科学基金入选者,主要研究领域为数据中心网络、区块链、软件定义网络.

empty slots, the index of first empty /non-empty slot, the average length of runs of empty/non-empty slots, the difference between empty/non-empty slots. Although all these estimators are unbiased estimators of tag quantity, it is still challenging to derive an accurate and stable estimation result due to the large estimation variance caused by random noise. Moreover, all these estimators have limited applicable range, and their performance degrade quickly once the actual tag quantity out of the estimation range. To this end, this paper designs an AI-driven tag estimation method based on multi-layer perceptrons (MLP), a simple fully-connected neural network, which prompts the accuracy and stability of estimator by fusing diversified statical features of time frame. We also propose a time frame generator to simulate the slot status of time frame with given tag quantity and frame length. By generating numerous simulated time frames of the same length with respect to each tag quantity and feeding them into the training process of the neural networks, we can obtain a MLP estimator for the certain length of time frame. Additionally, to overcome the limited range of the MLP estimator, we designed a two-stage MLP estimation protocol based on the idea of sampling theory. Specifically, the first stage following the binary tree search idea to gradually increases the length of the masks for decreases the number of tags activated by the matched mask. The reader can obtain a roughly quality estimation results based on the index of first empty slots and sets a reasonable sampling probability for the second stage accordingly. Such a sampling process limits the number of tags replying within the working range of the MLP estimator and promise the estimator can provide an accurate estimation result under various tag populations. The extensive simulation results under various scenario demonstrate that the proposed MLP estimation protocol can improve the estimation accuracy by at least 21% compared with existing state-of-the-art methods.

Keywords radio frequency identification; tag cardinality estimation; multilayer perceptron; tag sampling; time-efficiency

1 引 言

随着电子商务的迅速发展,零售商在供应链运营效率上面临着巨大的挑战. 飞速增长的订单需求促使零售商们拥抱物联网、机器人等新兴技术来解决传统仓储面临的盘点效率低、出入库错误率高等问题^[1]. 其中,射频识别技术(Radio Frequency Identification, RFID)由于其非视距读取、批量读取、远距离通信的优势^[2],正被广泛的部署在供应链中来替换条形码^[3],实现自动化、批量化的商品盘点和出入库复核^[4],从而帮助仓库管理人员告别重复性的体力劳动,显著提升了运营效率和消费者体验,在供应链降本增效的信息化转型中发挥着关键的作用. 标签规模的急剧增长给标签信息的采集带来了很大的挑战. 本文主要研究了标签数量估计问题,因为其时效性高、隐私性好的优点,标签数量估计算法被广泛应用在库存盘点等大规模隐私敏感的 RFID

系统中. 此外,标签数量估计算法同样是标签识别的一个重要的前序步骤,可以帮助阅读器确定最优的时隙长度以最大化信道的利用率.

一个常见的射频识别系统通常由标签、阅读器和后端服务器三部分组成^[5]. 标签外形类似条形码,附着在被追踪的物体上、建立现实物体的数字标识符^[6]. 与条形码不同之处在于,标签具有一个小规模的存储区,可以存储关联物体的相关属性. 标签的标识符和信息可以被阅读器通过无线信道非接触的读取,并发送至后端服务器进行处理^[7]. 后端服务器是整个系统的大脑,可以是本地或云端的主机. 作为整个 RFID 系统的核心,服务器运行着面向应用的相关程序,既负责操纵阅读器从标签读取需要的数据,也负责对标签数据进行处理和整合,为上层业务应用^[8]提供支持服务.

标签是 RFID 系统的主要特色,包括有源和无源两种. 在实际应用场景中,被动无源超高频 UHF 标签由于其通信距离远、制造成本低、读写速度快的

优点,成为了现在的主流选择,沃尔玛、迪卡侬等全球主流零售商已经实现了 UHF 标签在供应链的广泛部署^[9]. 超高频无源标签主要由天线和集成芯片(IC)两部分组成,天线负责接收阅读器发送的能量为 IC 供能,IC 会根据发送的数据调制能量,并通过反向散射的方式将其回传给阅读器^[10].

标签数量估计是超高频无线射频识中的最基本的研究问题之一. 其基本目标是快速的统计特定物理区域内的标签数量^[11]. 标签数量估向系统管理员提供了一种快速的获取大规模系统中的概括信息的方法,为商品库存盘点^[12]、人群数量估计^[13]、丢失物品检测^[14]以及室内定位等一系列应用提供支撑. 与标签识别问题相比^[15],标签数量估计方法不需要识别标签的标识符 ID,避免冗余信息的采集、减少了系统的延迟,还能起到保护标签的隐私的作用^[16]. 此外,标签数量估计也是标签识别、丢失标签检测、室内定位^[17]等应用的前序流程,在优化无线射频通信系统的参数设置,提高信道的利用率方面发挥着巨大的作用^[18].

研究如何通过单个或者一组逻辑上共同工作的阅读器估计其覆盖区域内一组标签的数量. 评价数量估计方法一般通过两个重要的性能指标:(1)通信时间开销;(2)算法的准确度. 为了在较短的时间内实现较高的数量估计精度,近年来研究人员从多种角度出发,设计了一系列的标签数量估计协议来优化其时间效率,采取的策略包括但不限于设计新型的数量估计特征^[19],自适应的优化协议通信参数^[20],并行化传输提升信道的效率等^[21]. 然而,这些数量估计方法,面临两个基本挑战. 首先,单一统计特征容易受到标签规模、信道负载、随机噪声等系统参数的影响,难以给出稳定的估计结果. 此外,很多协议基于非标准化的功能模块,在部署时需要对标签和阅读器的通信协议和硬件功进行大量的改动,很难部署在常见符合 EPC Class-1 Generation 2 (C1G2)^[10]标准商用设备之上.

为此,我们面向商用无线射频系统设计了一种新型的基于多层感知机 (Multilayer Perceptron, MLP) 的标签数量估计方法. 该方法通过 Aloha 协议时隙的状态特征来进行数量估计. 与现有的基于特定统计特征数量估计方法相比,多层感知机方法可以融合多种时隙特征来提高标签数量估计的准确度. 考虑到多层感知机需要进行预训练,而通过真实设备获取时隙状态存在较大的困难,我们提出了一种基于 Aloha 标签通信仿真器生成的数据进行模

型训练的方法. 我们的主要贡献包括:

(1)研究了面向 Aloha 通信协议的标签数量估计方法的设计理念,通过仿真实验测试了他们在不同标签规模下的性能表现,并在此基础上分析了为何现有的基于特定时隙统计量的方法难以精准的估计 RFID 标签的数量.

(2)设计了一种基于多层感知机 (MLP) 的数量估计方法. 该 MLP 模型以 10 种时隙统计量为输入 (包括,空时隙/有效时隙/冲突时隙/空时隙数目、空时隙/有效时隙/冲突时隙比例、第一个空时隙/有效时隙/冲突时隙的位置),通过两层全连接网络去预测标签数量.

(3)利用 Aloha 时隙信道仿真器获取数据,对 MLP 模型进行训练,并分析了 MLP 数量估计器的精确度以及估计范围. 针对大规模系统数量估计的挑战,引入了采样思想,扩大了 MLP 估计器的工作范围.

(4)通过仿真实验将 MLP 数量估计协议与现有的基于特定时隙特征的数量估计协议进行了全面的比较,结果表明,基于多层感知机的标签数量估计模型的平均绝对误差和平均绝对百分比误差比现有方法分别减少约 21% 和 15%.

2 相关工作

2.1 RFID 通讯模型

RFID 阅读器遵循 C1G2 标准^[10],使用 Aloha 协议与标签进行通信. Aloha 协议将信道划分成 f 个时隙片段,标签会随机选择一个时隙 $s \in [0, f)$ 与阅读器进行通信. 因为所有标签共享同一信道,当有两个以上的标签选择同一个时隙,该时隙就会发生冲突. 冲突时隙中标签发送的消息都不能被阅读器接收,造成信道资源浪费. 为此,标签在传送正式消息前会先发送 16 位的随机数 RN16 对时隙状态进行探测,确保无冲突后再与标签进行通信. 如果该时隙为标签独占的有效时隙,阅读器会接收到 RN16 并发送 ACK 命令去读取标签信息. 如果该时隙包含两个以上标签,阅读器会检测到 RN16 冲突并发送 NACK 命令告知标签重新选择时隙. 如果一个时隙是空时隙,阅读器检测不到任何消息,会发送相应 QueryRep 命令进入下一个时隙.

2.2 基于时隙状态的标签数量估计

标签数目 n 和信道时隙数目 f 决定了各类时隙的数量分布 (空时隙数 N_e ,有效时隙数 N_s ,以及冲突时隙数 N_c). 图 1 给出了当时隙长度 $f = 64$

时,各类型时隙的数量 $\{N_e, N_s, N_c\}$ 随着标签数量 n 增长的变化规律.当负载 $\rho=n/f$ 较小时,空时隙所占比例较大,反之则冲突时隙所占比例较大.根据图2所示的相关性分析, N_e 和 N_s 随着 n 的变化是单调的,因此是理想的数量估计特征. N_c 的值与标签数量 n 无直接相关性,因此需要和其他特征(例如, N_e 和 N_s)联合使用来进行数量估计.具体来说,给定标签数量 n 和时隙数目 f ,由于时隙的选择是完全随机的,空时隙、有效时隙、冲突时隙的数目可以看成三个随机变量,它们的期望值可以表示为

$$\begin{aligned} E[N_e] &= f * e^{-\frac{n}{f}}, \\ E[N_s] &= t * e^{-\frac{n}{f}}, \\ E[N_c] &= f - (f + t) * e^{-\frac{n}{f}} \end{aligned} \quad (1)$$

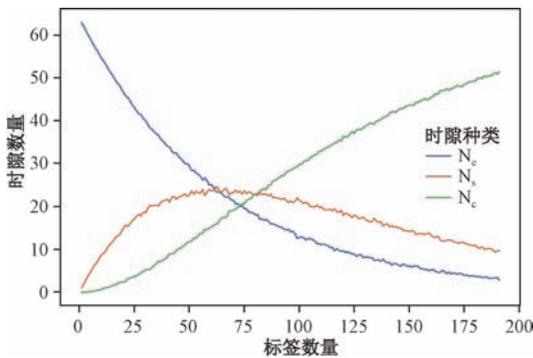


图1 时隙数目为64时,空时隙、有效时隙、冲突时隙数目随标签数目的变化规律

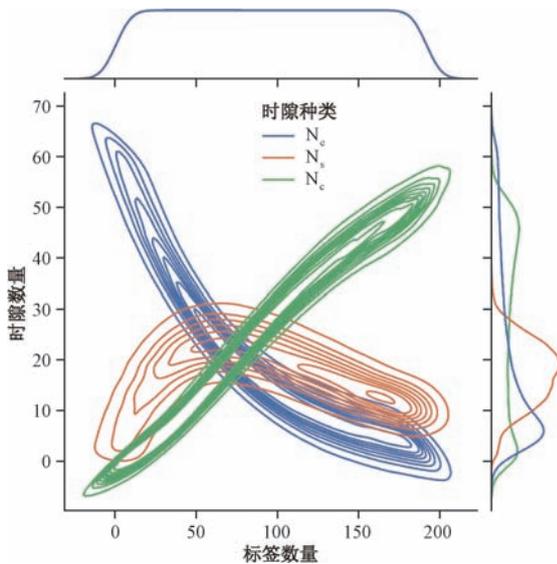


图2 空时隙、有效时隙、冲突时隙的数目的分布随标签数目的变化规律

已知 f 和观测到的空/单一/冲突时隙的数量,我们可以通过求解公式(1)估计标签数量 n ,分别

得到基于空时隙 N_e 的数量估计器ZE,基于有效时隙 N_s 的数量估计器SE和基于冲突时隙 N_c 的数量估计器CE这三种最常见的数量估计器.此外,近年来,根据各类时隙的数量和比例分布,研究人员设计了一系列的标签数量估计器,接下来我们将回顾几个代表性方法,他们的区别如表1所示.

2.3 UPE:统一采样概率数量估计协议

UPE协议的核心思想是寻找一个合适的采样概率 p 将任意数量的标签映射到一个固定数目的时隙中,并通过平均多轮估计结果来减少估计方差和提高精度.UPE协议包含粗略估计和精确估计两个阶段.粗略估计阶段采用较少的时隙快速确定标签规模,防止时隙数目过多导致的时间浪费.在粗略估计阶段,阅读器将时隙数目 f 设置为32,并使用不同的标签采样概率执行多轮估计,在第 i 轮的采样概率为 $p(i) = 1/10^{i-1}$.在开始阶段标签数目远大于时隙数,所有的时隙都是非空时隙,但是采样概率随着估计轮次的增长快速降低,回复阅读器的标签数目也会减少,导致空时隙的出现.如果在第 k 轮粗略估计中出现空时隙,粗略估计阶段就会结束,阅读器会根据第 k 轮空时隙数目 N_e 和采样概率 p 得到对标签数目的粗略估计 n_r 结果.根据 n_r ,阅读器会在精确估计阶段选择一个统一的最优的采样概率 p_{opt} 来适配标签的规模,并通过平均多个独立轮次的估计结果保证达到估计的精度.该协议的主要贡献在于通过采样概率 p 来控制标签数量,使用固定长度的时隙估计任意数量的标签.

2.4 EZB:基于分组的空时隙数量估计协议

EZB协议的主要思想是将标签按规模分组,并对各组标签设置不同的采样概率,以提示数量估计的精度.具体来说,标签会根据其ID值分配到 k 个范围指数增长的区间中 $[1, r)$, $[r, r^2)$, ..., $[r^{k-1}, r^k)$,并使用个性化的采样概率 p_i 对每个区间内的标签进行独立的数量估计.因为每个区间的标签数目的规模是大致确定的,并且和上一个相邻区间的标签数量相关,阅读器可以根据上个区间的估计结果优化下一个区间的采样概率 p_i .EZB协议要求标签能够自主根据ID划分自己所处的区间,不符合C1G2协议的基本要求.EZB协议的分组估计方法的主要优势在于可以利用标签ID均匀分布的特性和分组关联性提升估计性能.但是这种方法只有在标签ID均匀分布的情况下才有优势,而实际应用中标签ID的分布往往是非均匀分布的.

表 1 主流的数量估计协议的比较

协议名称	粗略估计 采样概率	详细估计 采样概率	阅读器 轮询方式	估计器	主要贡献
UPE ^[11]	$1/10^{i-1}$	p/f	线性查找	空时隙数目	两阶段数量估计算法
EZB ^[16]	无	p/f	线性查找	空时隙数目	标签分组估计优化采样概率
FNEB ^[22]	无	$1/f$	二分查找	首个非空时隙序号	阅读器按几何分布轮询标签
LOF ^[23]	$1/2^i$	无	线性查找	首个空时隙序号	标签按照几何分布选取时隙
PET ^[24]	$1/2^i$	无	二分查找	首个空时隙序号	二分查找加速
ZOE ^[19]	$1/2^i$	p/f	二分查找	空时隙数目	单时隙数量估计
ART ^[20]	$1/2^i$	p/f	线性查找	非空时隙序列平均长度	基于平均长度的估计方法
SRC ^[25]	$1/2^i$	p/f	线性查找	空时隙数目	单轮次数量估计协议
GAUSS ^[26]	无	p/f	线性查找	非空/空时隙比例	基于非空/空时隙比例差值的估计方法

2.5 LOF: 基于几何分布的数量估计协议

为了提升数量估计协议时间效率, LOF 协议通过设计独特的标签选择时隙方式, 降低数量估计方法所需要的时隙数目. 在 LOF 协议中, 标签选择序号为 i 的时隙的概率可以表示为 $p(i) = 1/2^i$. 显然, 随着时隙序号的增长, 标签选择靠后时隙的概率显著减小. 因此, 阅读器可以根据首个空时隙的位置来估算标签的数目, 从而使数量估计复杂度从 $O(n)$ 降低到了 $O(\log(n))$. LOF 协议表明, 即使采用较短的时隙进行粗略估计, 多轮粗略估计的平均结果也能实现较好的精度. LOF 协议特别适合大规模标签的快速粗略估计场景, 其核心思想粗略估计算法被众多后续方法所采纳.

2.6 PET: 基于概率树的数量估计协议

PET 协议是与 LOF 协议类似的一个改良版本, 其不同之处在于 LOF 协议采用线性查找去确认第一个空时隙的位置, 而 PET 协议采用二分查找去确认第一个非空时隙的位置. PET 协议假设已知标签数量的上界 n , 并根据上界可以推断第一个空时隙出现的最大位置 f , 然后通过二分查找在 $[1, f]$ 的区间内搜索实际的位置. 由于阅读器和标签都使用了二分法的思想, 因此数量估计的复杂度从 $O(\log(n))$ 降低到了 $O(\log\log(n))$, 时间效率进一步提升. 但是 PET 协议采用了很多自定义功能, 要求对标签和阅读器和通信协议进行修改. 例如, 标签需要修改以支持按照几何分布 $1/2^i$ 选择时隙序号, 阅读器需要修改以支持时隙序号的二分查找. 因此该方法难以在现有的商用 RFID 系统中部署.

2.7 SRC: 空时隙单轮数量估计协议

常见的数量估计方法通常需要进行多轮次估计, 并通过平均多轮估计结果来提升精度. SRC 协议认为多轮平均方法会丢失时隙分布的相关信息, 因此提出通过设定一个足够多的时隙数目进行单轮

的估计来提升时间效率. SRC 协议的第一阶段和 LOF 协议基本一致, 根据第一个空时隙出现的位置, 粗略估计标签的数量. 第二阶段, SRC 采用空时隙数量估计方法, 与 UPE 和 EZB 协议基本一致, 不同之处在于 SRC 的第二阶段只有一轮, 通过设置较长的时隙, 保证单轮估计就能达到精度要求.

2.8 GAUSS: 高斯数量估计协议

GAUSS 协议^[26]同样使用较多的时隙数目来进行数量估计, 不同之处在于不限制使用单轮达到估计精度, 其主要的贡献是提出了一个新的通过非空时隙和空时隙比例的差来进行标签数量估计的方法, 保证了时隙统计量的分布满足正态分布要求.

2.9 FNEZB: 非空时隙数量估计协议

FNEZB 协议采用了树型时隙轮询方法来搜索第一个非空时隙的位置, 并以此来进行搜索. 为了支持树型的非空时隙搜索算法, 需要对标签和阅读器之间的通信模式进行修改. 阅读器在时隙开头会广播一个序号范围 $[l_b, u_b]$. 而标签会根据自身序号 s 决定是否发送消息, 只有当标签的序号 $s \in [l_b, u_b]$ 时, 它才会向阅读器发送消息. 阅读器会根据标签的回复, 使用二分查找的思想, 更新下一个时隙的序号广播范围, 直到阅读器找到第一个非空时隙的序号 z_b , 标签的数量 n 可以根据序号 z_b 来估计, 表达式为

$$\hat{n} = f \ln \frac{1 + z_b}{z_b} \quad (2)$$

2.10 ART: 时隙序列平均长度数量估计协议

ART 协议提出了一种利用空时隙/非空时隙序列的平均长度来估计标签的数量的方法. 随着标签数目的增长, 非空时隙所占比例会逐渐增加, 非空时隙序列平均长度也会增长. 这个特征, 有助于修正基于非空时隙数量的估计器产生的离群点, 进一步提升估计器的精度. 为了应对大规模的标签数量估计,

ART 同样采用了两阶段协议的设计. 第一阶段采用了 LOF 协议进行粗略估计, 标签会随时隙序号的增长逐步减少回复概率, 阅读器会根据第一个空时隙出现的位置对标签数量进行粗略估计. 第二阶段会根据第一阶段的估计结果设定最优的采样概率, 并对标签以此概率进行采样. 根据时隙序列中观察到的有效时隙的平均序列长度, 采样概率, 以及非空时隙的数目来对标签进行精准估计.

2.11 ZOE: 物理层数量估计协议

ZOE 采用了一种新的方式实现标签的抽样, 阅读器会发送一个采样参数 θ 来调节标签的参与概率. 只有当在标签时隙序号的二进制表示中, 最低位的 0 的位置序号大于 θ 时, 标签才会发送消息, 因此标签的采样概率服从由 θ 控制的几何分布. ZOE 协议根据非空时隙数目, 结合 θ 参数来估计标签数量. 为了实现较好的估计效果, ZOE 需要对 θ 进行优化, 保证标签在采样概率为 $1/2^\theta$ 的情况下, 大约有 $1/e$ 的标签为空时隙, 这样非空时隙的估计器误差相对较小. 但是 ZOE 同样需要对通信协议进行修改, 不能在商用系统上部署.

3 数量估计协议主要挑战

通过分析现有的数量估计方法, 我们总结出大规模标签数量估计的设计要点和挑战.

3.1 未知的标签规模

时隙参数的设置将极大地影响估计算法的效率和精度, 为了平衡时间效率和精度, 时隙数目必须要和标签数目匹配. 过小的时隙数目会导致过高的负载, 从而会使标签数量估计算法失效. 因为随着标签数目的增长非空时隙所占比例越来越高, 当标签数目远大于时隙数目时, 所有时隙都将会变成非空时隙. 这种情况下, 基于空时隙的估计算法都会失效; 此外, 如果标签数目继续增长, 当所有时隙都变成冲突时隙时, 基于冲突时隙的估计算法也会失效. 另一方面, 如果时隙数目设置过大、标签密度过于稀疏, 标签数量估计算法的时间效率会降低. 在实际应用中的标签数目是未知的而且往往随着时间变化, 很难在一开始就能准确的设置最优的时隙数目参数以匹配标签规模.

为了应对这个挑战, 现有方法大多结合两种不同多尺度的估计器进行高时效的标签数量估计. 在第一阶段中, 标签的回复概率随着时隙序号的增长迅速减少, 选择时隙序号 i 的概率为 $p_i = 1/2^i$, 这种

机制帮助阅读器通过较少的时隙数目大致确定标签的规模 n_r , 但是其精度通常相对较低. 在第二阶段, 阅读器根据粗略估计的标签的规模 n_r , 以及时隙长度 f 设定一个合适的采样概率 p_{opt} , 使得采样激活的标签数目和时隙长度匹配, 以提高数量估计的精度.

3.2 数量估计器有限的工作范围

其次, 我们发现各估计器的估计误差和时隙数目设置以及标签规模有很强的相关性. 我们的验证实验表明, 缺乏一个适用所有场景的最优估计算法. 图 3 和图 4 分别给出了四类估计器随标签数目变化的估计误差结果, 包括, 空时隙估计器 ZE, 有效时隙估计器 SE, 冲突时隙估计器 CE, 以及非空时隙估计器 BE. 当标签数目比较少的时候, 空时隙估计器 ZE 的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 和平均绝对百分比误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 最小. 但是随着标签数目的增长, 空时隙估计器 ZE 误差增长速度远超冲突时隙的估计器 CE, 当标签数目超过时隙数目后, 冲突时隙估计器的 MAE 和 MAPE 优于空时隙估计器. 因此未知的标签数量和多样化的随机噪声干扰影响了估计算法的表现, 给估计器的选取带来了很大的困难.

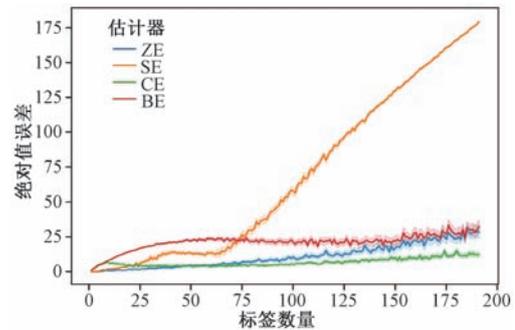


图 3 标签数量估计方法 MAE 随标签数目的变化规律

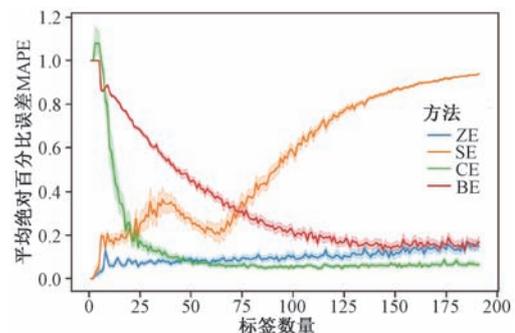


图 4 标签数量估计方法 MAPE 随标签数目的变化规律

3.3 通信机制优化和标准化的矛盾

数量估计器的原理决定了算法的精度, 而标签

和阅读器之间的通信机制的优化有助于提高数量估计协议的时间效率. 由于 RFID 速率较低, 通常需要最优时隙数目来减少通信开销. 基于时隙统计特征的标签数量估计器(例如, 空时隙数目, 有效时隙数目, 冲突时隙数目, 时隙序列平均长度等)必须轮询所有的时隙才能获得估计器的输入变量. 而基于关键时隙特征估计器(例如, 第一个空时隙、第一个非空时隙), 可以通过优化标签和阅读器之间的通信协议来提升特征识别的算法速度. 现有的方法(FNEB 协议, PET 协议, ZOE 协议)普遍采用二分查找的方式来轮询标签的时隙序号, 将关键时隙查询的复杂度从 $O(f)$ 降低到了 $O(\log f)$. 然而这些设计都需要对标签、阅读器、及其通信协议进行一定修改以支持一些自定义的非 C1G2 命令, 因此显著地增大了它们部署落地的难度. 绝大多数方法只能在实验室环境使用软件定义无线电设备 USRP 和可编程标签 WISP 进行验证. 因此, 我们还是采用统计特征方法来进行数量估计, 以适应 C1G2 标准的要求, 提高其部署的可能性.

4 基于多层感知机的数量估计协议

4.1 多层感知器 MLP 数量估计协议概述

MLP 数量估计协议采两阶段设计来权衡大规模射频识别系统数量估计时间和精度的要求. 在第一阶段, 阅读器执行 LOF 协议来粗略估计标签的数量. 在 LOF 协议中, 标签选择时隙 i 的概率为 $1/2^i$. 因此, 随着序号增大, 时隙为空的概率逐渐增大. 根据第一个空时隙的位置 k , 我们可以粗略的估计标签数量 $n_r = 2^k$. 粗略估计的结果可以帮助阅读器选择合适的采样概率 p , 以保证回复的标签数目和时隙数目匹配, 防止出现标签过多, 无法估计. 在第二阶段, 阅读器将时隙数目设置为 $f = 64$, 并以概率 $p = 64/n_r$ 对标签进行采样. 标签会根据自身随机数生成器的值, 决定是否发送回复. 阅读器会观察和统计时隙的 13 个特征(空时隙数目, 有效时隙数目, 冲突时隙数目, 空时隙序列平均长度, 非空时隙序列平均长度等), 并将它们输入一个预先训练好的多层感知机(MLP)模型来获得精确的数量估计结果. 在协议设计过程中, 为了减少部署难度, 我们尽可能的在 C1G2 框架下设计协议.

4.2 基于选择性读取命令的粗略数量估计

在第一阶段, 我们设计了一个选择性读取命令的标签数量粗略估计方法. 选择命令 (Select) 是常

用的 C1G2 命令之一, 常用于聚焦目标标签, 避免无关标签的干扰. 选择命令包含一个特定的掩码 (Mask), 掩码的本质是一个长度可变的二进串. 可用于匹配标签特定存储区上的数据, 只有当两者相符, 标签才能被激活, 并向阅读器发送消息. 利用这一机制, 我们通过逐渐增长掩码的位数实现 LOF 协议. 假设标签的 ID 是随机均匀分布的, 一个 k 位的标签片段 $ID[i:i+k]$ 和掩码 $Mask[0:k]$ 完全相同的概率可以表示为 $1/2^k$. 在第 i 个时隙中, 阅读器会首先发送一个 Select 命令, 包含长度为 i 位随机二进制数作为掩码, 激活满足条件的标签. 随后, 阅读器发送 Query 命令初始化该时隙, 并接收标签的消息. 如果检测到标签冲突, 阅读器发送 QueryRep 命令执行下一个时隙. 上述步骤依次重复, 直到观测到空时隙. 根据第一个空时隙的位置 k , 阅读器可以粗略计算标签数目 $n_r = 2^k$.

4.3 基于多层感知机的标签数量估计模型

近年来, 各类型数量估计方法已经探讨了如何利用特定的时隙特征(例如, 非空时隙数量)来进行估计标签数量. 融合多种数量估计特征来提高估计结果的精度是一个直观的想法. 例如, 基于平均值的融合方法通过平均多个数量估计结果来提供一个更可靠的估计. 假设有 w 个数量估计特征, 融合多种特征的标签估计结果可以表示为

$$\hat{n} = \sum f_i(E_i)/w \quad (3)$$

其中 $f_i(E_i)$ 是单独使用特征 E_i 的估计结果. 如图 3 所示, 部分估计器误差较大, 简单平均方法可能会引入较大的误差, 导致其结果还不如单个估计器. 例如, 在图 5 所示的例子中, 当 n/f 比值大时, 有效时隙估计器偏差很大, 而当 n/f 比值较小时, 非空时隙估计器的偏差很大.

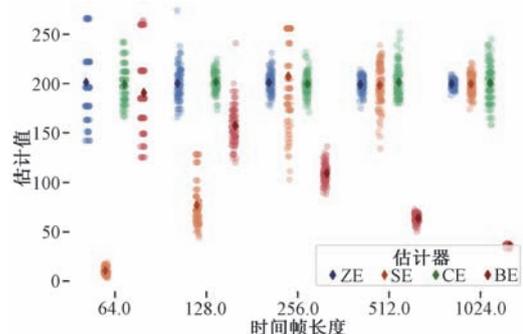


图 5 当 $n=200$ 时, 采用不同时隙数目的信道的估计结果

4.3.1 多层感知机的结构

然而, 不同估计器之间的融合算法很难用显示的表达式去描述和优化, 在这篇文章中, 我们考虑使

用数据驱动的办法,训练一个多层感知机 MLP 来融合多种数量估计特征,提高估计精度.如图 6 所示,考虑到阅读器的处理计算能力比较有限,为了提高模型的可部署性,我们采用的 MLP 只包含两个隐含层.每个隐藏层含有 64 个神经元,并使用 ReLU 激活函数.输入层的维度是 13,对应时隙的统计

特征向量,具体的特征说明如表 2 所示.由于数量估计可以看成是一个回归任务,输出层的维度是 1,输出的是该网络预测的标签数目.需要注意的是,我们采用统计特征而不是时隙的原始状态主要有因为统计特征的维度更低,而如果以时隙的原始状态向量作为输入,通常需要更大的网络,加大训练和部署的难度.

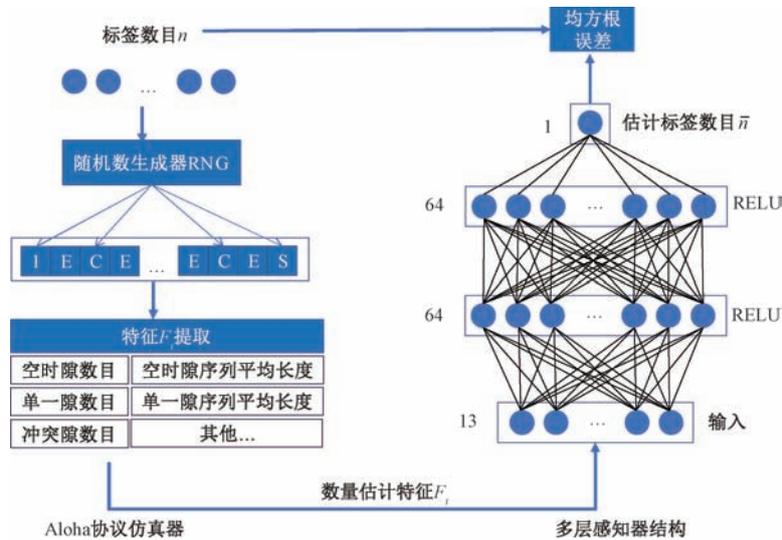


图 6 多层感知神经网络结构和仿真数据训练的原理

表 2 MLP 输入:13 个时隙特征

特征	特征说明
N_e	空时隙数目
N_s	冲突时隙数目
N_c	有效时隙数目
N_b	非空时隙数目
p_e	空时隙比例
p_s	有效时隙比例
p_c	冲突时隙比例
A_0	空时隙序列平均长度
A_1	非空时隙序列平均长度
z_e	首个空时隙的索引
z_s	首个有效时隙的索引
z_c	首个冲突时隙的索引
f	时隙数目

4.3.2 基于 Aloha 信道仿真器的训练数据生成

为了对 MLP 数量估计器进行训练,我们采用 Aloha 信道仿真器,根据特定标签数量,生成大量随机的信道观测情况,帮助多层感知机模型从多样化的时隙状态中抽取泛化特征用于数量估计.虽然现有的商业阅读器完全具备 Aloha 冲突检测机制,但是 EPC C1G2 协议无获取时隙状态的接口,时隙状态的信息主要是用于阅读器内部参数优化,我们很难从商用阅读器读取时隙状态信息.因此,现有的数量估计方法几乎都是采用模拟生成的时隙状态进行数量估计.

我们认为这种方式生产的特征足够可靠,因为我们的估计算法主要利用时隙的特征状态(空/冲突/有效)的分布来进行数量估计,并不需要用到底层的物理信号特征.此外,模拟过程中标签选择的时隙通过随机数发生器生成,与 EPC C1G2 标准规定的标签选择时隙的方法一致.因此,模拟生成的时隙描述性状态分布和真实观测物理时隙的状态分布在信号覆盖良好、不考虑通信错误的场景下,应该是一致的,可以用来生成数据用于模型训练.

在 Aloha 仿真器中,给定标签数量 n ,仿真器会为各标签会选择一个随机生成的时隙编号.当所有标签选择时隙后,我们可以根据时隙中的标签数量,识别空时隙、有效时隙和冲突时隙的位置,然后采用相应算法统计表 2 中提到的所有特征,得到时隙的特征向量 F_n 作为神经网络的输入,而标签数目 n 为数据 F_n 的标签,对给定的标签数量 n ,我们会生成 1000 个特征向量 F_n 用于训练,损失函数采用的是均方误差(MAE).这可以保证网络学到时隙的泛化特征,防止过拟合.

4.3.3 训练参数设置

我们使用 Keras 来训练并实现我们的网络,预处理过程包括两步.首先,我们需要对输入的数据正则化处理,因为所有的特征的取值范围有很大的差

异,不进行正则化会导致得不到有效的梯度,提高训练难度.其次,数据经过乱序预处理,防止各批次的的数据差异化过大,导致算法不收敛.我们的训练过程包含 300 个训练时代(epoch),批次大小(batch size)设置为 4000,优化器选用的是 Adam 优化器,学习率设置为 0.0005.训练过程的损失函数选择的是绝对值误差(MAE).在训练过程中我们引入了早停机制,并将耐心值设定为 20,停止训练的轮次在 170 代左右,训练误差和测试误差分别为 4.87 和 4.78.训练过程中,训练数据和测试数据的平均绝对误差以及平均绝对误差百分比误差的变化如图 7 所示,我们可以看到随着训练周期的增长,绝对值误差和绝对百分比误差显著下降,在 100 轮过后已经基本收敛.

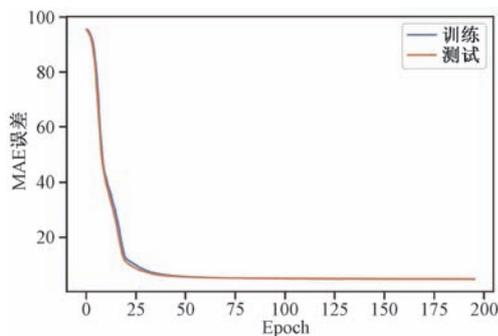


图 7 绝对值误差随着训练时代的变化

此外,我们发现测试误差和训练误差十分接近,这主要有两方面原因:首先,因为我们的模型结构较为简单,我们设定的批次大小较大,因此能够学习到泛化性比较好的通用模型;其次,根据 RFID 标准的规定,标签依照均匀分布选择时隙,因此不论是仿真训练数据还是实际测试数据,得到的时隙特征的分布应该是相同的.因此,只要标签选择时隙序号时满足均匀分布的条件,模型就可以有较好表现.我们的方法可以采用一个固定数目的时隙,对任何规模大小的标签进行估计.因为我们的方法可以通过采样概率 p 调节回复标签的数量.在 RFID 系统中时隙数目通常为 2^k ,并且长度一般不大于 512.因此,我们只需要面向代表性的时隙数目 $\{32, 64, 128, 256, 512\}$,训练若干个神经网络就可以应对大部分标签数量估计场景.

4.3.4 MLP 模型推断过程

在数量估计 MLP 模型推断阶段,阅读器只需要和现有方法一样,统计各类型时隙的数量和比例等统计特征,然后将时隙的统计特征作为 MLP 的输入.模型的计算量和标签数量无关,其计算复杂度

由模型的参数规模决定.因为 MLP 模型是一个只有两个隐藏层的 MLP 神经网络,大小为 $13 \times 64 \times 64 \times 1$.其 Float32 参数总数可以表示为 $13 \times 64 + 64 \times 64 + 64 + 64 \times 1 + 1 = 5121$,模型的总大小只有 20 KB.而常见的 R420 阅读器具有 0.4 GHz 的主频,256 MB 存储空间,这种规模的计算不会产生压力.

4.3.5 MLP 数量估计精度

我们将多层感知机估计器和常见的空时隙估计器 ZE,冲突时隙估计器 CE,和非空时隙估计器 BE 进行了比较.对于特定标签数目,我们进行了 100 组实验统计估计误差,估计误差的分布曲线如图 8 所示.MLP 估计器在绝大多数标签规模下都有着更小的估计误差.与 ZE,CE,BE 等估计器相比,MLP 估计器的平均绝对值误差分别减少了 56.8%,27.7% 和 77.5%.如图 9 所示,MLP 估计器的平均绝对误差百分比,分别减少了 45.0%,58.2% 和 83.8%.这些结果表明多层感知机 MLP 能够适应不同标签规模.

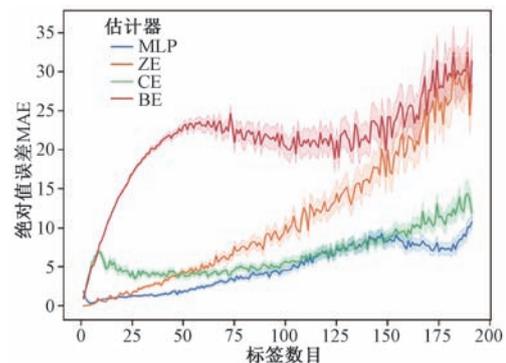


图 8 MLP 估计器和基准方法 MAE 的比较

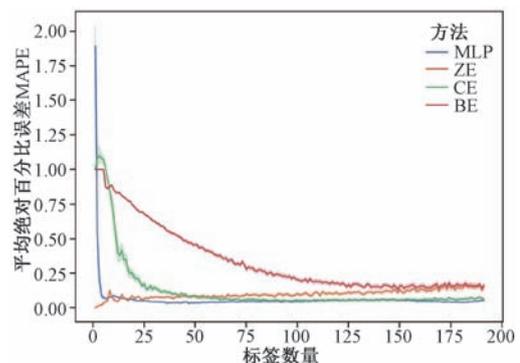


图 9 MLP 估计器和基准方法 MAPE 的比较

4.3.6 MLP 估计器工作范围

单纯使用一个固定长度的估计器,很难适应大规模的标签数量估计.随着标签数目的增长,冲突时隙的比例越来越多,到一定程度,所有标签都会变成

冲突时隙. 接下来, 即使标签数目继续增长, 时隙的特征统计量不再发生变化, 因此多层感知机估计器也会失效. 非冲突的时隙出现的概率可以用下列公式来近似:

$$p_{e+s} = \left(1 + \frac{t}{f}\right) \cdot e^{-\frac{t}{f}} \quad (4)$$

当所有时隙全为冲突时隙的概率大于 ϵ 时, 其概率不可忽略, 标签数目应该满足以下条件:

$$\left(1 - \left(1 + \frac{t}{f}\right) \cdot e^{-\frac{t}{f}}\right)^f \leq \epsilon \quad (5)$$

其中 ϵ 是个不可忽视的概率. 由于上述式子是一个非线性方程, 无法给出显示的表达式解, 因此, 我们使用 Hybrj 算法来求解, 得到不同 ϵ 取值对应的标签数量上界如表 3 所示. 我们通过 Aloha 通信仿真实验来验证我们的理论. 在实验中, 我们令标签数目从 200 开始逐渐增长, 并用 Aloha 仿真器生成 1000 个不同的信道占用场景. 我们会统计完全拥塞时隙 (所有时隙为冲突时隙) 所占的比例, 如图 10 所示, 当标签数目小于 230 时, 发生完全拥塞的情况几乎不存在; 当标签数目大于 260 时, 发生完全拥塞的比例开始增长. 因此, 需要保证发送回复的标签数目不超过 230. 此外, 我们发现当标签数目等于 47 时, 估计器的平均 MAPE 误差最小. 因此, 我们在设计协议的时候尽可能的使得采样过后的标签接近 50, 即保证时隙的负载在 73% 左右. 不失一般性, 对于长度为 f 的估计器, 假设其最优标签数目为 n_{opt} , 标签的采样概率可以表示为

$$p_{spl} = \left(\frac{1}{2}\right)^{\hat{n}_{LOF}/n_{opt}} \quad (6)$$

其中 \hat{n}_{LOF} 是基于 LOF 协议对标签数量的粗略估计.

表 3 最大可估计标签数目

ϵ	标签数量
0.1	330
0.01	278
0.001	247
0.0001	225

4.4 基于多层感知机 MLP 的数量估计协议

基于多层感知机的数量估计协议的步骤如过程 1 所示. 首先, 我们根据时隙数目 f 最优样本标签数目 n_{opt} 以及粗略估计结果 \hat{n}_{LOF} 计算一个采样概率 p_{spl} . 然后, 阅读器通过调节 Select 命令掩码的长度, 使得样本标签大致按 p_{spl} 的概率进行采样, 使得发送消息的标签数目大大减少, 保证了样本标签数目处于估计器的工作范围之内. MLP 估计器可以给出

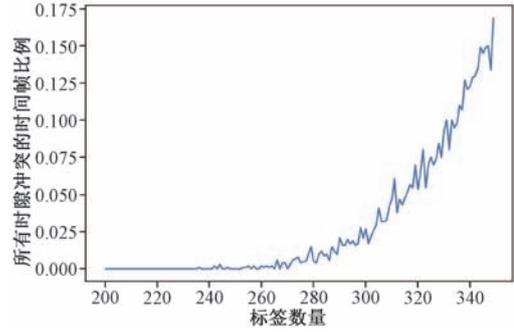


图 10 所有时隙都是冲突时隙发生的比例

样本标签的估计 n_{spl} , 并除以采样概率, 得到最终的估计结果.

过程 1. 基于多层感知机的 MLP 协议过程

使用 LOF 协议对标签数量进行粗略估计 \hat{n}_{LOF}

根据公式(6)计算标签采样概率 p_{spl}

按 p_{spl} 对标签进行采样, 标签在随机时隙进行回复

观察时隙状态 $S[0:f]$

对 S 进行统计分析, 得到时隙的特征集合 F

使用预选训练好的 MLP 模型推断 n_{spl}

得到最终估计的结果 $n_{mlp} = n_{spl} / p_{spl}$

5 协议性能评估

为了评估 MLP 数量估计协议的性能, 我们通过仿真实验与面向时隙 Aloha 信道的数量估计协议进行了比较. 这主要是因为面向时隙 Aloha 信道的数量估计协议符合现有商用设备的工程实际, 具有相对较小的部署难度. 我们比较的基准方法包括基于冲突时隙的数量估计器 CE, 基于非空时隙的数量估计器 BE, UPE^[11], ART^[19] 和 GAUSS^[26]. 为了公平比较, 我们假设各基准方法使用统一的时隙数目 $f=64$, 并且在统一使用 LOF 协议时, 先对标签数量进行粗略估计. 由于时隙的通信开销远大于数量估计器的计算开销, 在时隙数目相等的条件下, 各基准协议的执行时间可视为基本一致. 因此在接下来的实验中, 我们主要对数量估计精度评估.

在仿真实验中, 我们测试了不同标签数量的条件下 $n = \{100, 200, 400, 800, 1600, 3200\}$, 各基准协议的估计精度. 对于特定数量的标签, 我们进行了 100 轮实验, 随机生成 100 个信道状态, 获取其数量估计结果. 如图 11 所示, 我们发现 CE, UPE, MLP, GAUS 协议的估计值都十分接近真实值, 与此同时 BE 和 ART 协议的估计值相对偏小. 从结果

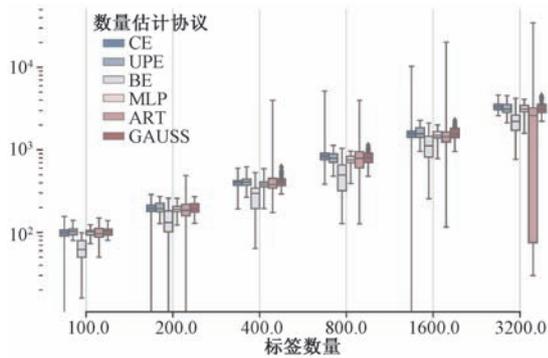


图 11 数量估计协议的估计结果比较

可以发现,MLP 协议的估计结果十分稳定,并在所有规模参数设置下,有着较小的方差.如图 12 所示,MLP 的平均绝对误差 MAE 和最大误差都是最优的.与现有的估计协议 CE,UPE,BE,ART,GAUSS 相比,MLP 协议的 MAE 分别减少了 24%,21%,

68%,62%和 25%左右.为了更好的比较协议的误差,我们比较了各估计器的 MAE 以及 MAPE 的累积分布图.如图 13 和图 14 所示,我们可以发现 MLP 协议的误差分布相对集中,在大多数情况下误差表现相对较好.

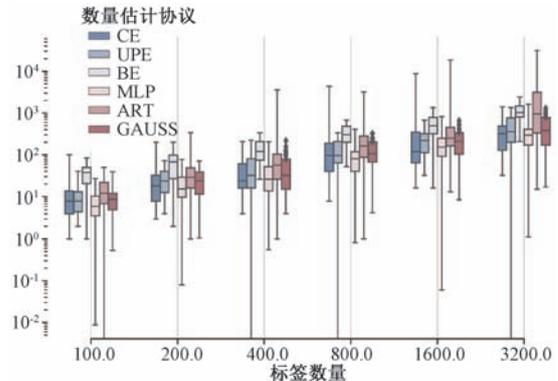


图 12 数量估计协议的估计误差比较

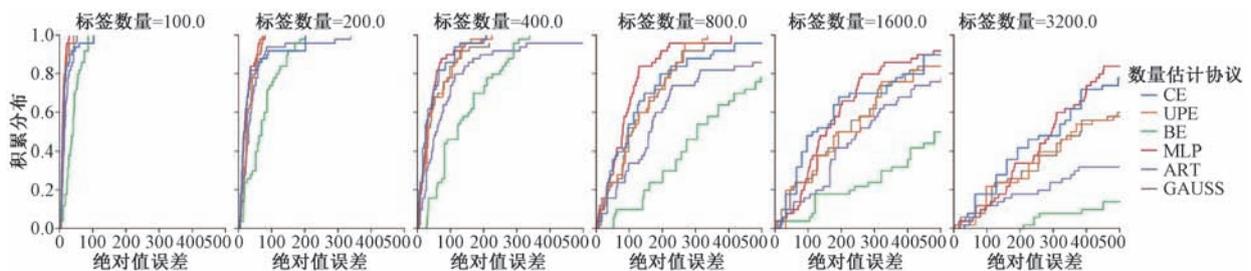


图 13 各数量估计协议的估计结果绝对值误差 MAE 分布

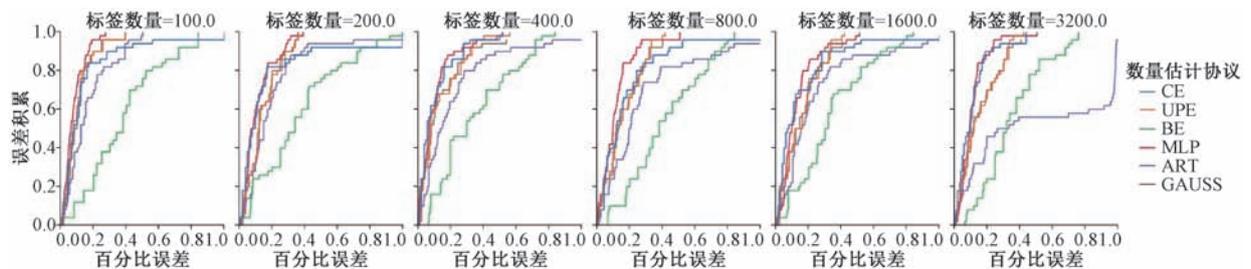


图 14 各数量估计协议的估计结果绝对值百分比误差 MAPE 分布

6 结 论

在商品盘点,人群统计,供应链追踪等一系列无线射频识别应用场景中,快速、精确地标签数量估计有助于我们了解系统的实时状态,为供应链科学决策提供有力的支撑.现有的数量估计协议通常采用特定 Aloha 信道的时隙统计特征来估计标签数量,但这些特征在不同标签规模下的性能有很大的差异,难以应用标签规模差异化极大的实际应用场景.本文回顾了现有的标签数量估计

协议的设计特点,设计了一种新型的基于多层感知机的数量估计方法.为了解决模型训练数据缺乏的问题,本文提出了一种基于仿真数据的训练方法,通过标签 Aloha 通信模拟器生成足够多的仿真数据对 MLP 数量估计模型进行训练.为了扩展多层感知机数量估计器的有限估计范围,本文融入了 LOF 协议的设计思想,提出了一种两阶段的、适应任意标签规模的多层感知机数量估计协议.最后我们通过仿真实验,验证了我们的方法,结果表明在相同时间开销下,我们的方法能够降低 21%的绝对误差.

参 考 文 献

- [1] Liu Xiu-Long, Zhang Jiu-Wu, Jiang Shan, Yang Yan-Ni, Li Keqiu, Cao Jian-Nong, Liu Jiang-Chuan. Accurate localization of tagged objects using mobile RFID-augmented robots. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2019; 20(4): 1273-1284
- [2] Lee Chun-Hee, Chung Chin-Wan. Efficient storage scheme and query processing for supply chain management using RFID//*Proceedings of the ACM Conference on Management of Data*. Vancouver, Canada, 2008; 291-302
- [3] Yang Lei, Chen Ye-Kui, Li Xiang-Yang, Xiao Chao-Wei, Li Mo, Liu Yun-Hao. Tagoram: Real-time tracking of mobile RFID tags to high precision using cots devices//*Proceedings of the ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*. Maui, USA, 2014; 237-248
- [4] Liu Jia, Xiao Bin, Bu Kai, Chen Li-Jun. Efficient distributed query processing in large RFID-enabled supply chains//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Communications*. Toronto, Canada, 2014; 163-171
- [5] Liu Xiu-Long, Xie Xin, Li Ke-Qiu, Xiao Bin, Wu Jie, Qi Heng, Lu Dawei. Fast tracking the population of key tags in large-scale anonymous RFID systems. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2017, 25(1): 278-291
- [6] Li Jia-Wei, Wang Chu-Yu, Li Ang, Han Dian-Qi, Zhang Yan, Zuo Jin-Hang, Zhang Rui, Xie Lei, Zhang Yan-Chao. Rf-rhythm: Secure and usable two-factor RFID authentication//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Communications*. Toronto, Canada, 2020; 2194-2203
- [7] Liu Jia, Chen Xing-Yu, Chen Shi-Gang, Wang Wei, Jiang Dong, Chen Li-Jun. Network: Exploring reader network with COTS RFID systems// *Proceedings of the USENIX Annual Technical Conference*. 2020; 889-896
- [8] Lin Yuan-Can, Xie Lei, Wang Chu-Yu, Bu Yan-Ling, Lu Sang-Lu. Dropmonitor: Millimeter-level sensing for RFID-based infusion drip rate monitoring. *ACM IMWUT*, 2021, 5(2): 1-22
- [9] Yang Lei, Li Yao, Lin Qiong-Zheng, Li Xiang-Yang, Liu Yun-Hao. Making sense of mechanical vibration period with sub-millisecond accuracy using backscatter signals//*Proceedings of the ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*. Singapore, 2016; 31-42
- [10] EPC UHF Gen2 Air Interface Protocol. <https://www.gs1.org/standards/rfid/uhf-air-interface-protocol>, 2015.4
- [11] Kodialam M, Nandagopal T. Fast and reliable estimation schemes in RFID systems//*Proceedings of the ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*. Los Angeles, USA, 2006; 322-333
- [12] Shang-Guan Long-Fei, Jamieson K. The design and implementation of a mobile RFID tag sorting robot// *International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*. Singapore, 2016; 31-42
- [13] Gupta G, Bhope V, Singh J, Harish AR. Device-free crowd count estimation using passive UHF RFID technology. *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*, 2018, 3(1): 3-13
- [14] Liu Xiu-Long, Li Keqiu, Min Ge-Yong, Shen Yan-Ming, Liu Alex, Qu Wen-Yu. Completely pinpointing the missing RFID tags in a time-efficient way. *IEEE Transactions on Computers*, 2015, 64(1): 87-96
- [15] Shih Dong-Her, Sun Po-Ling, Yen David, Huang Shi-Ming. Taxonomy and survey of RFID anti-collision protocols. *Computer Communications*, 2006, 29(11): 2150-2166
- [16] Kodialam M, Nandagopal T, Lau Wing-Cheong. Anonymous tracking using RFID tags//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Communications*. Anchorage, USA, 2007; 1217-1225
- [17] Ni Lionel M, Zhang Dian, Michael R S. RFID-based localization and tracking technologies. *IEEE Wireless Communications*, 2011, 18(2): 45-51
- [18] Shahzad M, Liu Alex X. Probabilistic optimal tree hopping for RFID identification. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2015, 23(3): 796-809
- [19] Shahzad M, Liu Alex X. Every bit counts: Fast and scalable RFID estimation//*Proceedings of the ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*. Istanbul, Turkey, 2012; 365-376
- [20] Li Tao, Wu Samuel, Chen Shi-Gang, Yang Mark. Energy efficient algorithms for the RFID estimation problem//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Communications*. San Diego, USA, 2010; 1-9
- [21] Zheng Yuan-Qing, Li Mo. ZOE: Fast Cardinality Estimation for Large-scale RFID Systems//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Communications*. Turin, Italy, 2013; 908-916
- [22] Han Hao, Sheng Bo, Tan Chiu-C, Li Qun, Mao Wei-Zhen, Lu Sang-Lu. Counting RFID tags efficiently and anonymously//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Communications*. San Diego, USA, 2010; 1-9
- [23] Qian Chen, Ngan H, Liu Yun-Hao, Ni Lionel M. Cardinality estimation for large-scale RFID systems. *IEEE transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2011, 22(9): 1441-1454
- [24] Zheng Yuan-Qing, Li Mo. PET: Probabilistic estimating tree for large-scale RFID estimation. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2011, 11(11): 1763-1774
- [25] Chen Bin-bin, Zhou Zi-Ling, Yu Hai-feng. Understanding RFID counting protocol// *Proceedings of the ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*. Miami, USA, 2013; 291-302
- [26] Hasan M M, Wei Shuang-Qing, Vaidyanathan R. Estimation of RFID tag population size by Gaussian estimator//*Proceedings of the IEEE International Conference on Communications*. Kansas City, USA, 2018;1-6



XIE Xin, Ph. D. His research interests include RFID, mobile sensing, and edge intelligence.

LIU Xiu-Long, Ph. D., professor. His research interests include blockchain, mobile computing, human activity recognition, and IoT security & privacy.

WANG Jun-Xiao, Ph. D. His research interests focus on federated learning and software defined networking.

GUO Song, Ph. D., professor. His research interests include big data, edge AI, mobile computing, and blockchain.

LI Ke-Qiu, Ph. D., professor. His research interests include data centers, blockchain, and software defined networking.

Background

Tag cardinality estimation, providing a time-efficient method to profile the large-scale RFID system, has become a hot research topic in the field of RFID protocol design and application development. The state-of-the-art protocol usually rely on a statistical feature to estimate the tag population. However, a single estimator provides limited accuracy. This paper proposes a novel MLP-based tag estimator for fusing a

wide range of frame features for improving accuracy. We also investigate how to efficiently train the estimator with simulated data. Besides, how to deploy the proposed estimator to estimate a wide range of tag populations is also detailed. This work is supported by National Natural Science of China under Grant (No. 62002259, 62032017). The project is to develop iot applications and enhance the human iot interface.